引文格式:侯旭娟,邓筱曈,花卫华,等.基于自适应生成对抗网络的DEM超分辨率重建方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(3):557-566.DOI:10.13203/j.whugis20240186

Citation: HOU Xujuan, DENG Xiaotong, HUA Weihua, et al. DEM Super-Resolution Reconstruction Method Based on Adaptive Generative Adversarial Network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(3): 557-566. DOI: 10.13203/j.whugis20240186

基于自适应生成对抗网络的DEM超分辨率重建方法

侯旭娟[1] 邓筱曈[2] 花卫华[1,3] 殷婉婷[1] 李 鹏[4,5] 齐春雨[4,5]

1 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430078

2 中国地质调查局成都地质调查中心,四川 成都,610081

3 湖北省住房和城乡建设厅智能勘察工程技术创新中心,湖北 武汉,430063

4 中国铁路设计集团有限公司,天津,300308

5 城市轨道交通数字化建设与测评技术国家工程研究中心,天津,300308

摘 要:数字高程模型(digital elevation model, DEM)作为城市建模、灾害评估及三维可视化的数据基础,将其作为输入能够提高许多地理分析应用的准确性和可靠性。为减少重建DEM中的伪影和噪声,提高DEM超分辨率重建的精度,提出了一种结合自适应变形残差卷积与U-Net判别器的超分辨率生成对抗网络(super-resolution generative adversarial network with adaptive deformable residual convolutions and U-Net discriminator, SRDCGAN)方法,实现了DEM的4倍超分辨率重建。对DEM的重建精度进行评估,实验的4组数据集结果表明,均方根误差(root mean square error, RMSE)均值下降了0.3%~12.6%,平均绝对误差(mean absolute error, MAE)均值下降了3.2%~14.5%,坡度误差(slope error, SE)均值下降了1.9%~18.3%,坡向误差(aspect error, AE)均值下降了2.7%~7.1%。将重建效果与双三次插值及超分辨率生成对抗网络方法进行对比,结果显示SRDCGAN方法能够有效去除伪影并保留更多的地形特征,在RMSE、MAE、SE和AE精度评价指标上均有显著改善。

关键词:DEM;超分辨率重建;自适应变形残差卷积;生成对抗网络

中图分类号:P223 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-10-31

DOI:10.13203/j.whugis20240186 **文章编号**:1671-8860(2026)03-0557-10

DEM Super-Resolution Reconstruction Method Based on Adaptive Generative Adversarial Network

HOU Xujuan[1] *DENG Xiaotong*[2] *HUA Weihua*[1,3] *YIN Wanting*[1] *LI Peng*[4,5] *QI Chunyu*[4,5]

1 School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China

2 Chengdu Center of China Geological Survey, Chengdu 610081, China

3 Technology Innovation Center of Intelligent Geotechnical Investigation in Department of Housing and Urban-Rural Development of Hubei Province, Wuhan 430063, China

4 China Railway Design Group Co., Ltd., Tianjin 300308, China

5 National Engineering Research Center for Digital Construction and Evaluation Technology of Urban Rail Transit, Tianjin 300308, China

Abstract: **Objectives:** Digital elevation model (DEM) serves as the fundamental data infrastructure for urban modeling, disaster assessment, and high-fidelity three-dimensional visualization. DEM as an input can significantly enhance the accuracy and reliability of diverse geographic information system applications. To address the inherent limitations of traditional interpolation and standard deep learning models in terrain reconstruction, we aim to develop a super-resolution generative adversarial network with adaptive deformable re-

基金项目:湖北省重点研发计划(2022BCA080);中国国家铁路集团有限公司科研专项(L2022G015);西南地区自然资源督察技术支撑与应用服务项目(DD20230497)。

第一作者:侯旭娟,硕士生,主要从事地形超分辨率重建、三维地质建模方向研究。15033655660@163.com

通信作者:花卫华,博士,教授。huaweihua@cug.edu.cn

sidual convolutions and U-Net discriminator (SRDCGAN) to suppress reconstruction artifacts and noise while simultaneously elevating the precision of DEM reconstruction. **Methods**: The proposed SRDCGAN method features several technical innovations: (1) The feature extraction layer of the generator incorporates a multi-level residual in residual dense block (RRDB) coupled with an adaptive deformable residual convolution mechanism. The RRDB structure effectively mitigates grid artifacts and high-frequency noise by nesting dense connections within a high-level residual framework. (2) To capture complex geomorphic features, adaptive deformable convolutional layers are integrated into the network. This allows the model to adaptively adjust sampling offsets based on local terrain complexity, providing superior flexibility in learning irregular terrain structures. (3) The discriminator is redesigned using a U-Net architecture augmented with an attention block to facilitate multi-scale feature fusion and capture extensive global receptive fields. **Results**: The performance is rigorously validated across four distinct terrain datasets. Quantitative analysis indicates that compared to the baseline super-resolution generative adversarial network model, the mean values of the root mean square error and the mean absolute error of the proposed method are reduced by 0.3%-12.6% and 3.2%-14.5%, respectively. Furthermore, terrain derivative accuracy shows marked improvements, with the mean values of the slope error and the aspect error declining by 1.9%-18.3% and 2.7%-7.1%, respectively. Comparative evaluations demonstrate that the proposed SRDCGAN method effectively eliminates visual artifacts and preserves intricate topographic textures. **Conclusions**: The experimental findings verify that the proposed SRDCGAN method establishes a robust mapping relationship between high-resolution and low-resolution DEM data, showing strong generalization capabilities across diverse geographical regions.

Key words: DEM; super-resolution reconstruction; adaptive deformable residual convolution; generative adversarial network

数字高程模型(digital elevation model, DEM)是利用有限的高程数据实现对地球表面的数字化模拟。高分辨率DEM提供了准确的基础地理数据[1],被广泛应用于城市建模、灾害评估、水文建模、军事战略等领域[2-3]。而在实际应用中,由于高分辨率DEM的高保密性以及获取技术的限制,DEM的获取成本极高或难以获取。此外,不少高分辨率DEM在数据采集和生成的时候会产生系统误差,存在数据缩减等问题。

为了能够高效、低成本地获取较准确的高分辨率DEM数据,学者们主要提出了两类方法:传统重建方法和基于深度学习的方法。传统重建方法主要有插值、回归和多尺度融合的方法。其中插值方法主要有双线性插值[4]、B样条插值[5]、双三次插值[6]、克里金插值[7]和距离逆加权插值等,这类基于预定义数学公式的方法具有计算量小、复杂度低、重建速度快等优点,但其线性假设导致生成的DEM过于平滑,易产生振铃和锯齿伪影,在高频地形特征区域(如陡坡、山脊)的重建性能较差。而回归和多尺度融合方法虽能捕捉部分几何特征和高频信息,但其学习质量高度依赖训练集的样本分布,可能导致捕获冗余或错误的特征。

深度学习主要应用于计算机视觉[8]、语音识别、自然语言处理[9]等领域,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)[10]、深度残差网络(deep residual network, ResNet)及生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)的方法已逐步引入DEM超分辨率重建研究中[11]。最初,基于CNN的方法被应用于DEM重建,然而,针对自然图像训练的CNN在处理具有连续数值特性的DEM时往往难以达到预期精度。此后,GAN方法成为计算机视觉研究的热点。文献[12]通过在ResNet中引入感知损失函数,构建了超分辨率GAN(super-resolution GAN, SRGAN),该框架首次实现了4倍放大因子下具有照片级逼真度的图像推断,能够从大量下采样图像中恢复细节纹理;文献[13]在此基础上提出了一种基于DEM数据的D-SRGAN方法,使给定DEM数据集的空间分辨率提高了4倍,且不需要额外的相关数据信息;文献[14]提出了一种基于多地形特征的深度CNN模型用于DEM的超分辨率重建,实验结果显示了该模型在整体高程精度和地形特征保留方面的优势;文献[15]提出了一种地形特征感知的超分辨率重建模型,旨在通过优化特征提取机制来提升DEM的还原能力,从而保留关键的地形细节;文献[16]分别应用循环增强判别GAN[17]、SRGAN和增强型SRGAN(enhanced SRGAN, ESRGAN)[18]对DEM超分辨率重建进行了对比

实验,实验结果表明,在一系列DEM超分辨率重建任务中,SRGAN模型取得了最优的重建精度。然而,SRGAN模型本身存在特征利用率不高、网络参数较多、可扩展性较差等局限。更重要的是,其内部的批量归一化(batch normalization, BN)层会破坏DEM数据中的对比信息并影响网络训练的稳定性。因此,若直接将此类深度学习方法应用于DEM超分辨率重建任务中,往往会产生大量的伪影和噪声。

综上所述,为有效抑制DEM超分辨率重建中产生的伪影和噪声并进一步提升重建精度,关键在于对现有网络模型及其权重计算方法进行改进。U-Net作为一种高效的深度CNN结构,通过权值共享与多重上采样机制,能够在降低计算成本的同时加快模型的收敛速度,为此提供了良好的基础。因此,本文提出了一种结合自适应变形残差卷积与U-Net判别器的超分辨率GAN(super-resolution GAN with adaptive deformable residual convolutions and U-Net discriminator, SRDCGAN)方法,通过学习DEM中的高频信息来减少伪影和噪声并恢复地形特征,通过优化特征提取模块与判别器结构,显著提升了模型的稳定性和重建DEM的精细化程度。

1　本文方法

1.1　SRDCGAN基础框架

本文提出的SRDCGAN方法的基础技术流程为:首先,通过双线性插值法对原始高分辨率DEM数据集进行4倍下采样处理,构建由低分辨率与高分辨率DEM组成的配对数据集;然后,采用基于SRGAN改进的SRDCGAN方法进行训练。SRDCGAN由生成器与判别器两部分组成,生成器负责将输入的低分辨率DEM重建为高分辨率图像,判别器则通过对生成的DEM与原始高分辨率DEM进行对比辨析,引导网络不断优化,最终实现高精度的地形特征还原。

1.2　生成器特征提取模块

为解决SRGAN模型在重建DEM时产生大量伪影和噪声的问题,本文方法对其生成器的特征提取模块进行了关键改进,设计并集成了残差内残差密集块(residual in residual dense block, RRDB)与自适应地形特征提取模块,旨在更有效地捕获和重建地形数据的关键信息

1.2.1　RRDB

参考ESRGAN[18]的改进方式,使用RRDB来负责学习DEM的全局特征信息,该结构能够深化网络架构,更有效地结合输入图像信息进行综合恢复;密集分块结构可以有效去除伪影的影响并提高图片质量,连续的密集分块有利于增加网络容量、改善模型效果。RRDB由3个残差密集模块(residual dense block, RDB)[16]构成,在多个RDB级联的基础上引入了外层残差连接,实现了输入与输出特征的融合,形成了完整的残差内残差结构。这种密集连接的卷积层可提取丰富的局部特征,且各层RDB之间都实现了前后直接的信息传递。利用RDB的局部特征融合机制自适应地学习局部特征,可使训练过程更有效且稳定。

RDB相当于将传统的残差块(residual block, RB)与密集块(dense block, DB)相结合,与传统的DB不同,本文采用的RDB是在DB的基础上去除了BN层。BN层虽然能加速训练并允许使用更高的学习率,但在训练与测试数据分布差异较大或网络深度增加时,BN层可能引入不良伪影并削弱网络的泛化能力与训练稳定性。因此,为保障训练过程的稳定与一致性,同时降低计算开销及图形处理单元(graphics processing unit, GPU)的内存占用,本文移除了BN层。总体而言,这一做法有助于提升模型的泛化能力,并降低计算复杂度与内存消耗。

本文使用的是基于传统DB的卷积层结构模式改进的RDB,包含5层卷积层,并用Leaky修正线性单元(rectified linear unit, ReLU)作为激活函数,通过密集连接来进行信息传递。基于此,RDB能够有效抑制重建过程中伪影与噪声的产生,在扩大网络感受野的同时显著增强了模型对DEM复杂地形特征的提取能力。

1.2.2　自适应地形特征提取模块

为了学习到更多的地形结构信息,本文结合了一种自适应卷积结构来学习地形的结构特征,通过将传统的固定核卷积替换为可变形卷积,使网络能够根据地形的起伏变化动态调整感受野,从而增强对复杂地貌特征的学习能力。

可变形卷积又被称为自适应卷积,结构如图1(a)所示。其本质是在标准采样位置上增加偏移量,该偏移量由一个额外的标准卷积层学习得到,从而保证在训练过程中可变卷积层能够根据特征的形状动态调整偏移量,使卷积核能根据地形的变化扩大学习范围,进而实现对地形结构的自适应学习。

基于可变形卷积层自适应特征采样的特性,

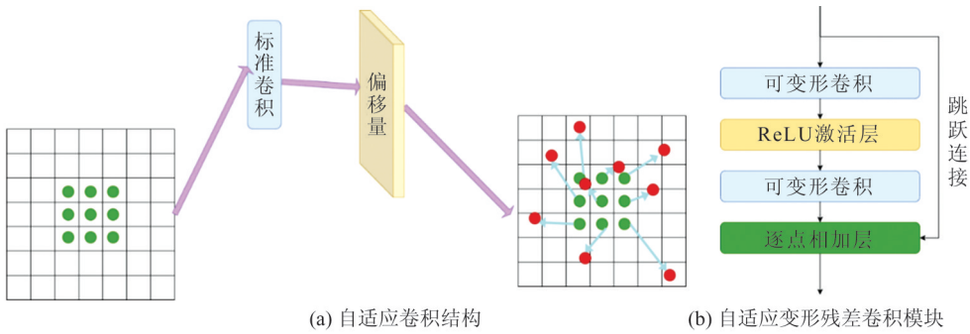


图1 自适应卷积结构和自适应变形残差卷积模块

Fig. 1 Adaptive Convolutional Structure and Adaptive Deformable Residual Convolution Block

本文设计了一种将残差结构和自适应卷积相结合的自适应变形残差卷积模块,整体结构如图1(b)所示。该模块包含两层可变形卷积,卷积核大小设置为3×3,使用ReLU作为激活函数,并通过跳跃连接进行信息传递。通过这一设计,特征提取网络能够学习任意形状的特征采样方式,从而自主提取复杂的地形特征信息。

1.3 生成器框架

生成器结构参考SRGAN的整体框架,主要由特征提取模块以及亚像素卷积层组成。其中,特征提取模块集成了RDB与自适应变形残差卷积模块,前者通过密集的残差连接实现多尺度地形特征的深度融合与复用,在提升特征表达能力的同时有效减少信息丢失;并与后者协同工作,进一步捕捉更丰富的地形结构特征。

融合自适应卷积的生成器网络结构如图2所示。首先,网络前端使用4个串联的RRDB进行初级特征提取,每个RRDB内部由3个RDB组成,这种密集连接的卷积结构能有效抑制重建过程中产生的伪影与噪声。然后,特征图被送入9个自适应变形残差卷积模块,这些模块在标准RB的基础上将其中的常规卷积替换为可变形卷积,从而实现了对地形特征的自适应灵活提取。同时,所有特征提取模块内部均采用了跳跃连接以促进信息流动,缓解梯度消失与过拟合问题。最后,通过一个亚像素卷积层对特征图进行上采样,提高图像分辨率,输出高分辨率DEM。

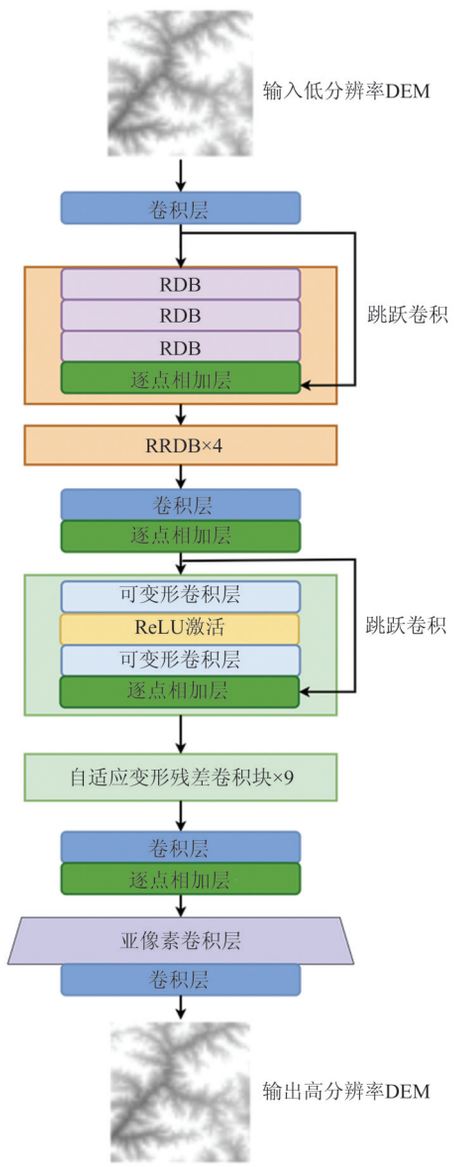


图2 融合自适应卷积的生成器网络结构

Fig. 2 Structure of Generator Network Integrating Adaptive Convolution

1.4 判别器框架

DEM的纹理特征往往是连续且多样的,为了进一步扩大判别器的感知范围、提高特征提取能力和稳定性并减少重建结果的瑕疵伪痕,本文参考A-ESRGAN(attention-ESRGAN)模型[19]的判别器,使用注意力机制来扩大感受野,捕获语义的上下文信息。在标准CNN架构中,特征下采样虽能捕捉粗糙空间尺度下的关联特征,但面对几何形状多变的小尺度地物时,往往难以提取其精准的拓扑关系,从而容易产生误报或虚警现象。为解决这一问题,本文引入了注意力模块。与多级CNN中的定位模型不同,注意力模块能够以较少

的模型参数进行训练,无需在网络之间裁剪兴趣区域,并可逐渐抑制不相关背景区域中的特征响应。

拼接模块[19]将注意力模块和前一步U-Net的输出作为输入,首先通过双线性插值对U-Net的信息处理部分进行两倍特征下采样,然后通过普归一化操作增强GAN在训练过程中的稳定性,最后将U-Net与注意力模块信息进行拼接输出。

结合U-Net的判别器结构如图3所示。判别器采用标准的U-Net框架,由一个下采样编码模块和一个上采样解码模块以及3个注意力模块组成。在下采样编码模块的网络编码部分,输入图像经由层级化滤波处理,在每个尺度下通过因子为2的线性插值进行尺度缩减。该过程共执行3次下采样操作,且均在卷积块处理前完成。在此过程中,从粗尺度层级提取的特征信息被传递至拼接模块,用以抑制跳跃连接中不相关特征与噪声的干扰。随后,在对应的解码阶段执行上采样操作,同样以因子2进行逐级插值还原。

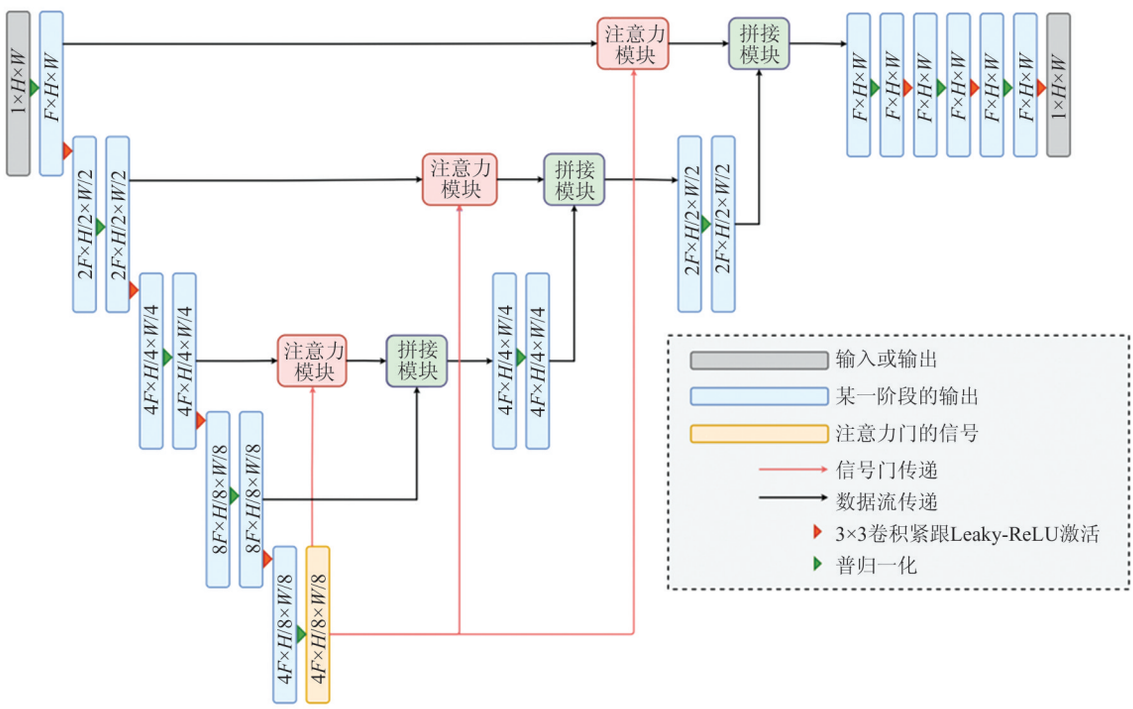


图3　结合U-Net的判别器结构

Fig. 3　Structure of Discriminator Combined with U-Net

1.5　损失函数

损失函数是一种解决优化问题的学习准则,通过最小化损失函数可对模型进行评估,从而求取最优训练成果。而在SRGAN中,感知损失函数的确定直接关乎生成器网络的性能。常用的损失函数是均方误差(mean square error, MSE)损失,本文参考SRGAN的损失函数,将损失函数分为全局内容损失和对抗损失两个部分,总损失函数L_{total}的计算公式为。

$$L_{\text{total}}=L_{\text{content}}+\alpha L_{\text{GAN}} \tag{1}$$

式中,L_{content}为全局内容损失,用于约束生成图像与真实图像在像素及特征上的相似性;L_{GAN}为对抗损失,用于提升生成图像的逼真度;α为调节各项损失权重的比例系数,本文中设定$\alpha=1\times10^{-3}$。

全局内容损失主要用来衡量生成器生成图像和原始图像之间的差异,常使用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)损失或者MSE损失。本文采用MSE损失来优化全局地形精度,相关计算公式为:

$$L_{\text{content}}=L_{\text{MSE}}+\beta L_{\phi\text{MSE}} \tag{2}$$

$$L_{\text{MSE}}=\frac{1}{N}\sum_{i}^{N}\left(I^{\text{high}}-G\left(I^{\text{low}}\right)\right)^{2} \tag{3}$$

$$L_{\phi\text{MSE}}=\frac{1}{N}\sum_{i}^{N}\left(\phi\left(I^{\text{high}}\right)-\phi\left(G\left(I^{\text{low}}\right)\right)\right)^{2} \tag{4}$$

式中,L_{MSE}表示生成图像和目标图像的MSE损失;β表示特征损失相对于像素损失的权重因子,在训练中设定$\beta=0.006$;$L_{\phi\text{MSE}}$表示生成图像特征和目标图像特征的MSE损失;N表示DEM单元的数量;I^{high}表示原始的高分辨率DEM图像;G表示生成器重建;I^{low}表示输入的低分辨率DEM图像;ϕ代表对应DEM的特征图。

在训练阶段,生成器的对抗损失L_{GAN}的计算公式为:

$$L_{\mathrm{GAN}}=\frac{1}{N}\sum_{i}^{N}\left|1-D\left(G\left(I^{\mathrm{low}}\right)\right)\right| \tag{5}$$

式中,D表示判别器的鉴别结果。

2 数据准备和评价指标

2.1 数据集介绍

为了验证所提方法的有效性,本文设计了两组DEM数据集进行实验:(1)数据集1是选自中国四川省的先进陆地观测卫星搭载的L波段相控阵合成孔径雷达12.5 m分辨率的DEM数据,该区域地形特征复杂,涵盖了山脊、沟谷、河流及盆地等多种地貌。经数据处理后,共生成20 000张64×64像素的DEM样本集。(2)数据集2是选自美国地质调查局的30 m分辨率DEM数据,对DEM数据进行剪裁处理后,共生成20 000张64×64像素的DEM样本集。

将数据集分为4组:A组为10 000张30 m分辨率的数据集,B组为20 000张30 m分辨率的数据集,C组为10 000张12.5 m分辨率的数据集,D组为20 000张12.5 m分辨率的数据集。为获取生成器所需的低分辨率输入,本文采用最近邻下采样方法,按照预设的采样因子对高分辨率DEM数据集进行处理。在模型训练阶段,将DEM高程值归一化至[-1,1]区间作为网络输入,归一化过程的计算公式为:

$$D_{i-n}=2\times\frac{D_i-H_{\min}}{H_{\max}-H_{\min}}-1 \tag{6}$$

式中,D_i表示输入的DEM图像;D_{i-n}表示D_i的归一化版本;$H_{\max}$和$H_{\min}$分别表示D_i的最大和最小单元值。将归一化后的低分辨率DEM作为网络模型的输入进行训练,训练完成后,模型输出的结果以ASCⅡ格式编码生成DEM图像,随后将其转换为TIFF格式以进行可视化展示。

2.2 评价指标

为了对本文所提方法进行定量评估,采用均方根误差(root mean square error, RMSE)、MAE、坡度误差(slope error, SE)和坡向误差(aspect error, AE)4个评价指标来评估DEM超分辨率的重建精度,4个评价指标的计算公式为:

$$Z_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(h_i-\hat{h}_i\right)^2}{N}} \tag{7}$$

$$Z_{\mathrm{MAE}}=\frac{\sum_{i=1}^{N}\left|h_i-\hat{h}_i\right|}{N} \tag{8}$$

$$Z_{\mathrm{SE}_{ij}}=\arctan\sqrt{\mathrm{d}x^2+\mathrm{d}y^2} \tag{9}$$

$$Z_{\mathrm{AE}_{ij}}=\arctan\left(\frac{-\mathrm{d}y}{\mathrm{d}x}\right) \tag{10}$$

$$\mathrm{d}x=\frac{\left(h_{i-1,j+1}+2h_{i,j+1}+h_{i+1,j+1}\right)-\left(h_{i-1,j-1}+2h_{i,j-1}+h_{i+1,j-1}\right)}{8s} \tag{11}$$

$$\mathrm{d}y=\frac{\left(h_{i+1,j-1}+2h_{i+1,j}+h_{i+1,j+1}\right)-\left(h_{i-1,j-1}+2h_{i-1,j}+h_{i-1,j+1}\right)}{8s} \tag{12}$$

式中,h_i和$\hat{h}_i$分别表示生成的高分辨率DEM和真实的高分辨率DEM;$h_{i,j}$表示在(i,j)处的高程值;s为DEM的分辨率大小;$\mathrm{d}x$和$\mathrm{d}y$分别为坡度分量。

3 验证实验

3.1 实验参数

本文对比了多种方法的重建效果,对比方法包括Bicubic、SRGAN、SwiftSRGAN[20]方法,并针对判别器模块进行了消融实验。在此实验中,基于本文提出的生成器优化方案,采用了带原始判别器结构的SRGAN(SRGAN with discriminator convolutional generator, SRGAN-DCG)进行对比。在验证实验中,所有基于深度学习的方法均通过预训练来提升模型训练效率。预训练阶段仅使用生成器对数据集进行单独训练。由于显存限制,预训练时批量大小设置为16,历元次数设置为2。损失函数采用式(2)的全局内容损失。

预训练完成后,按照GAN模型的训练模式进行100次历元训练,得到最终结果。在训练和测试过程中,所有网络均基于PyTorch框架实现。训练硬件配置为:CPU为Intel(R) Core(TM) i9-11900K,GPU为NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti。训练过程中,使用Adam优化器对每次更新进行优化,预训练的学习率设置为1×10^{-2},正式训练的学习率设置为1×10^{-6},训练批量大小设置为16。

3.2 实验结果

本实验的下采样倍数为4,对初始分辨率分别为30 m和12.5 m的DEM数据集进行训练。分别采用Bicubic、SRGAN、SwiftSRGAN[20]、SRGAN-DCG、SRDCGAN方法对A、B、C、D数据集进行对比实验,最终重建出分辨率分别由120 m提升至30 m以及由50 m提升至12.5 m的DEM结果。

首先,基于4个数据集,采用SRGAN和

SRDCGAN方法进行DEM超分辨率重建的训练损失曲线如图4所示。可以看出,相比于SRGAN方法,SRDCGAN方法在模型收敛速度方面占据了明显的优势,通常在10次训练轮数内损失趋于平稳,收敛速度更快,而SRGAN的损失在训练过程中出现震荡及过拟合的现象。实验结果表明,SRGAN方法中模型训练整体不稳定,而SRDCGAN方法使得模型训练速度更快,训练更稳定。

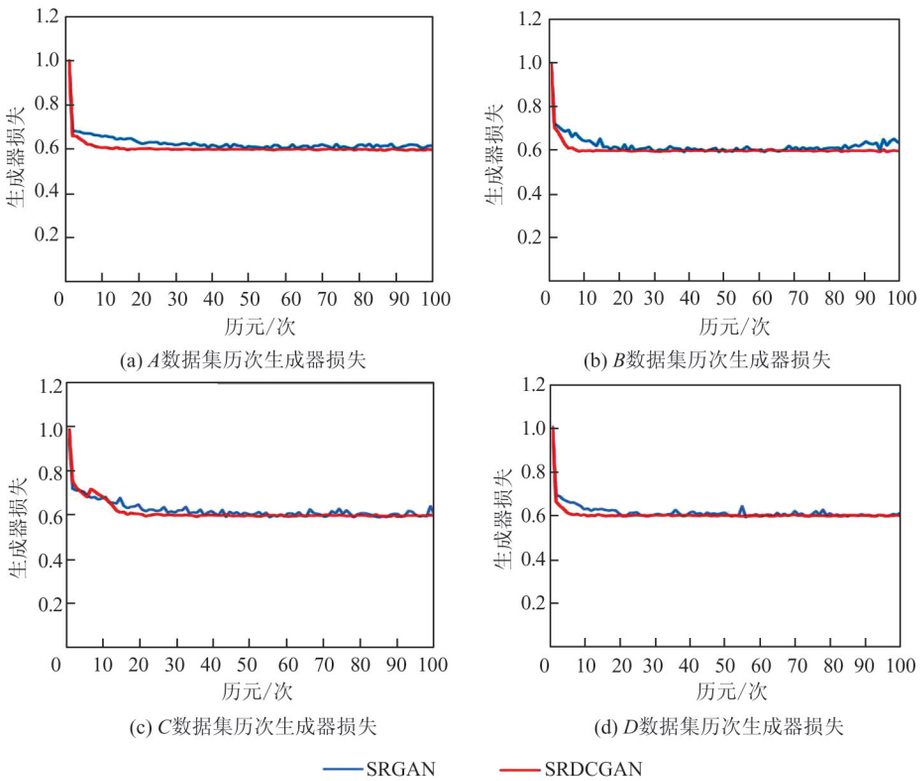


图4　SRGAN与SRDCGAN方法的训练损失曲线

Fig. 4　Training Loss Curves of SRGAN and SRDCGAN Methods

分别统计了测试数据集中DEM的重建精度评估指标的均值,结果如表1所示。由表1可知,相较于SRGAN方法,本文所提的SRDCGAN方法对DEM的超分辨率重建有显著的提升效果,RMSE均值下降了0.3%～12.6%,MAE均值下降了3.2%～14.5%,SE均值下降了1.9%～18.3%,AE均值下降了2.7%～7.1%;相较于Bicubic和SwiftSRGAN方法,从RMSE指标来看,SRDCGAN取得更优的结果,从SE和AE指标来看,Bicubic和SwiftSRGAN分别在不同数据集中取得了更好的结果;在判别器的消融实验中,SRDCGAN在*B*、*C*数据集中取得较好的结果,*A*、*D*数据集中的部分指标显示SRGAN-DCG效果更好。

综合各项评估指标,SRDCGAN方法虽然在个别数据集的对比实验中没有获得最佳的指标,但相较于SRGAN方法具有显著的提升,验证了本文方法在提升DEM重建精度方面的应用价值。

A、*B*数据集的典型地形重建结果如图5所示。由于下采样因子为4,DEM丢失了大量的地形信息,所以在重建复杂地形时难以重建出完全符合实际的地形特征。从地形特征上来看,Bicubic方法虽然边缘平滑,但地形特征恢复不全;SRGAN方法虽然恢复了更多的地形,但图像四周存在大量噪声和伪影;SwiftSRGAN方法对纹理的重建更细致,但却存在锯齿和失真的情况。例如,*A*数据集的②组和③组结果中,SRGAN方法重建的结果存在明显不符合地形特征的伪影,且四周存在大量的噪声;*B*数据集的①组和③组结果中,Bicubic方法的重建结果边缘平滑,地形特征丢失或与实际地形不符,重建结果边缘存在伪影;*A*数据集的①组结果中,SwiftSRGAN方法的重建结果存在大量的锯齿,但在*B*数据集的③组结果中可以看出,SwiftSRGAN更适用于纹理特征极其明显的情况。而本文所提的SRDCGAN方法重建出了更多的DEM地形特征,也减少了伪影和噪声的产生。

C、*D*数据集的典型地形重建结果如图6所示。由于这两组数据集本身分辨率较高,各方法对地形特征的提取均取得了较好的效果。从RMSE指标来看,SRGAN和SwiftSRGAN方法重建结果的RMSE值相对较高,这是因为在较高

表1 4组数据集的对比实验结果评估

Table 1 Evaluation of Comparative Experimental Results of Four Datasets

数据集	方法	RMSE均值	MAE均值	SE均值	AE均值
A	Bicubic	0.811	0.475	2.099	1.542
	SRGAN	0.849	0.548	1.951	1.619
	SwiftSRGAN	0.979	0.695	2.249	1.736
	SRGAN-DCG	0.735	0.440	1.903	1.550
	SRDCGAN	0.785	0.485	1.896	1.564
B	Bicubic	2.289	1.330	4.083	1.505
	SRGAN	2.289	1.507	4.089	1.571
	SwiftSRGAN	2.549	1.882	3.713	1.532
	SRGAN-DCG	2.195	1.400	4.065	1.556
	SRDCGAN	2.144	1.348	4.010	1.529
C	Bicubic	1.252	0.727	2.620	1.400
	SRGAN	1.025	0.692	2.649	1.384
	SwiftSRGAN	1.042	0.721	2.172	1.263
	SRGAN-DCG	1.071	0.694	2.285	1.314
	SRDCGAN	1.022	0.670	2.307	1.313
D	Bicubic	1.693	0.920	3.186	1.281
	SRGAN	1.474	0.944	3.143	1.304
	SwiftSRGAN	1.308	0.858	2.460	1.194
	SRGAN-DCG	1.285	0.803	2.560	1.215
	SRDCGAN	1.289	0.807	2.569	1.212

分辨率的条件下,SRGAN方法重建过程中产生的伪影和噪声对DEM精度的影响更为显著,特别表现在纹理特征不突出的DEM数据上,例如*C*数据集的②组数据,该区域地形平坦,纹理特征不明显,SRGAN方法产生了大量的伪影和噪声,而SwiftSRGAN方法稳定性较差,重建结果存在大量锯齿和不合理的纹理。相比之下,本文方法重建的结果不仅伪影和噪声更少,其RMSE值也低于Bicubic和SRGAN方法,取得了最好的重建精度。

选取4组数据集的典型数据对重建结果进行了河网分析,结果如图7所示。由图7可知,SRDCGAN方法对河流特征的保留效果更好,河流网络相对更加连续、完整,没有明显的断裂或缺失,能够相对更准确地反映出研究区域的水系分布情况。

无论是在复杂还是简单的地形中,本文方法都能取得较好的重建效果,能够在保留地形特征的同时降低伪影和噪声的产生,得到了较高精度的结果。本文通过对生成器与判别器中各模块的改进,有效解决了SRGAN方法存在的伪影、噪声及模型不稳定等问题,使SRDCGAN方法在DEM超分辨率重建任务中取得了良好的效果。

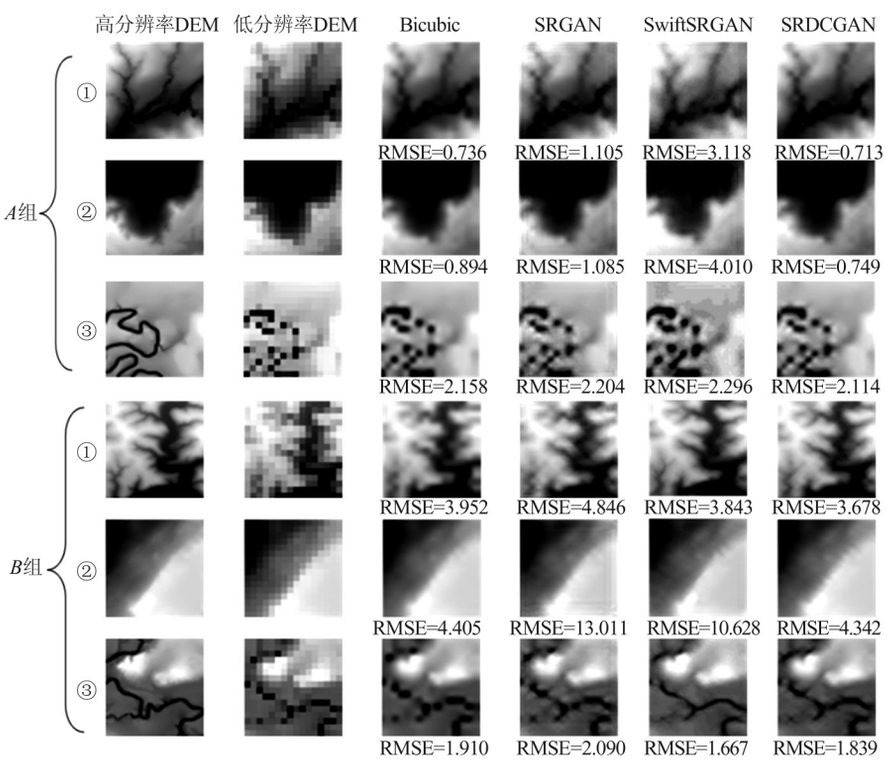


图5 *A*、*B*数据集的典型地形重建结果

Fig. 5 Results of Typical Terrain Reconstruction for Datasets *A* and *B*

4 结 语

本文提出了SRDCGAN方法用于DEM的4倍超分辨率重建。针对SRGAN模型在DEM重建中存在的伪影、噪声及训练不稳定等问题,本文从生成器和判别器两个角度进行了改进。在

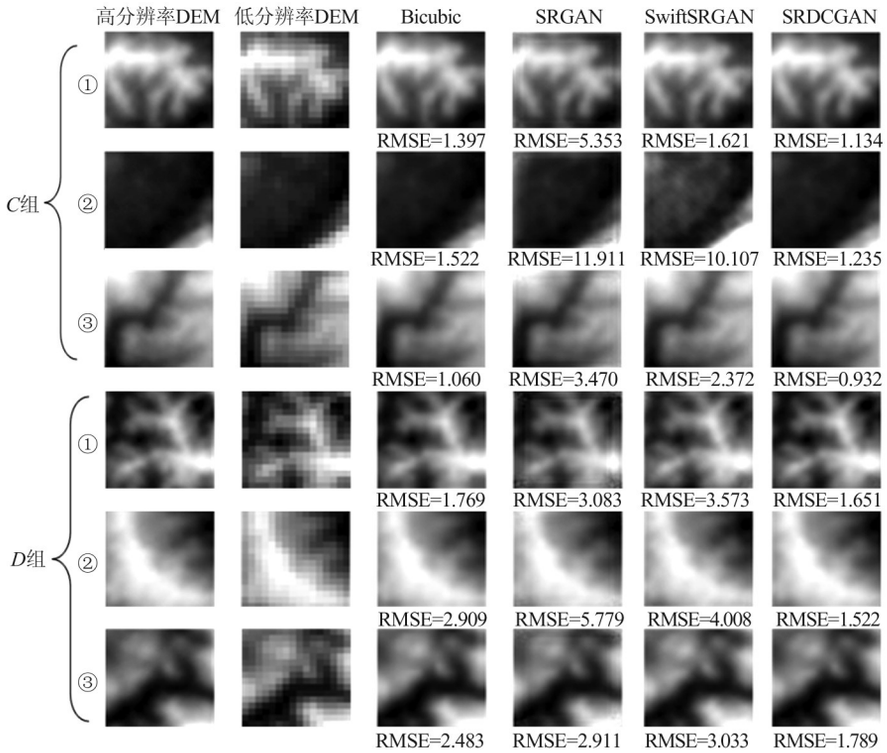


图6　*C*、*D*数据集的典型地形重建结果

Fig. 6　Results of Typical Terrain Reconstruction for Datasets *C* and *D*

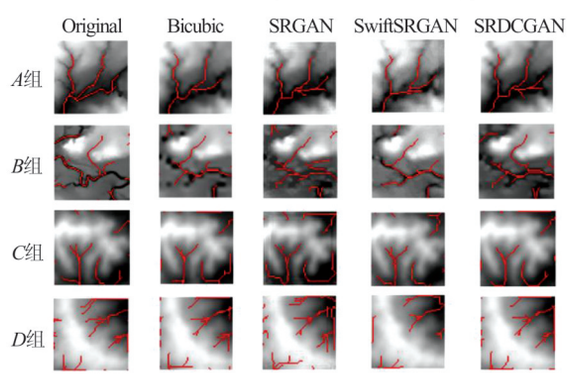


图7　典型数据重建结果的河网分析

Fig. 7　River Network Analysis of Typical Data Reconstruction Results

生成器方面，设计了RRDB与自适应地形特征提取模块。RRDB通过去除BN层并采用密集连接结构，有效抑制了重建过程中的伪影与噪声，同时降低了计算复杂度与内存消耗。自适应地形特征提取模块将可变形卷积引入残差网络，使卷积核能够根据地形的起伏变化动态调整感受野，从而增强了对复杂地貌特征的学习能力。在判别器方面，采用融合注意力机制的U-Net结构。通过引入注意力模块抑制不相关背景区域的特征响应，结合U-Net的编码-解码架构实现了多尺度特征融合，有效扩大了感知范围并提升了特征提取的稳定性。

实验结果表明，在4组不同分辨率的DEM数据集上，SRDCGAN方法在重建精度和视觉效果上均优于对比方法。定量评估方面，相较于SRGAN方法，SRDCGAN方法的RMSE均值下降了0.3%～12.6%，MAE均值下降了3.2%～14.5%，SE均值下降了1.9%～18.3%，AE均值下降了2.7%～7.1%。在训练稳定性方面，SRDCGAN方法的收敛速度更快，损失曲线更平滑，未出现SRGAN方法训练过程中的震荡现象。从重建效果来看，SRDCGAN方法有效抑制了伪影和噪声的产生，保留了更完整的地形纹理特征，在平坦区域和复杂地形区域取得了良好的重建效果。河网分析进一步验证了本文方法对地形线性特征的保持能力。

综上所述，SRDCGAN方法能够建立低分辨率与高分辨率DEM数据之间的映射关系，实现高精度的DEM超分辨率重建，有望在地质调查、水文建模等高分辨率DEM应用领域发挥实用价值。

参　考　文　献

[1]　高原，朱娅男，陈传法，等. 高精度DEM建模的加权径向基函数插值方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2023，48(8)：1373-1379.
GAO Yuan，ZHU Ya'nan，CHEN Chuanfa，et al. A Weighted Radial Basis Function Interpolation Method for High Accuracy DEM Modeling[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*，2023，48(8)：1373-1379.

[2]　雷秋佳，刘婧，曹新运. 利用机载LiDAR数据的开放DEM产品精度评估[J]. 武汉大学学报(信息科

学版), 2025, 50(1): 153-163.
LEI Qiujia, LIU Jing, CAO Xinyun. Accuracy Evaluation of Open DEM Products Based on Airborne LiDAR Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(1): 153-163.

[3] 黄文博, 张勤, 杜源, 等. 融合无人机摄影测量与GNSS的滑坡变形监测方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250191.
HUANG Wenbo, ZHANG Qin, DU Yuan, et al. A Method for Landslide Deformation Monitoring Integrating UAV Photogrammetry and GNSS[J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250191.

[4] 许强, 董秀军, 赵建军, 等. 基于机载LiDAR的2·8宜宾筠连山体滑坡几何特征分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(11): 2145-2153.
XU Qiang, DONG Xiujun, ZHAO Jianjun, et al. Geometric Characteristics Analysis of the 2·8 Junlian Landslide, Yibin Based on Airborne LiDAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(11): 2145-2153.

[5] LEE S, WOLBERG G, SHIN S Y. Scattered Data Interpolation with Multilevel B-Splines[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1997, 3(3): 228-244.

[6] 刘雄. 双三次COONS曲面在序列图像超分辨率中的应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2005.
LIU Xiong. The Application of Bi-Cubic COONS Surface in Sequence Images Super-Resolution[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2005.

[7] 程勖, 张明会. 基于泛协克里格法的空间插值方法研究[J]. 电脑知识与技术, 2015, 11(12): 220-222.
CHENG Xu, ZHANG Minghui. Research on Spatial Interpolation Methods of Universal Cokriging[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2015, 11(12): 220-222.

[8] 花卫华, 郭丹阳, 刘修国, 等. 含复杂倒转的地层层序统一修正与连接方法[J]. 地球科学, 2023, 48(4): 1532-1542.
HUA Weihua, GUO Danyang, LIU Xiuguo, et al. Unified Correction and Connection Method of Stratigraphic Sequence with Complex Inversion[J]. *Earth Science*, 2023, 48(4): 1532-1542.

[9] 花卫华, 曾新灵, 郭丹阳, 等. 基于构造恢复理论的含复杂断层三维地质建模方法[J]. 地球科学, 2024, 49(4): 1411-1420.
HUA Weihua, ZENG Xinling, GUO Danyang, et al. 3D Geological Modeling Method Based on Tectonic Restoration Theory[J]. *Earth Science*, 2024, 49(4): 1411-1420.

[10] DONG C, LOY C C, HE K M, et al. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution[C]//European Conference on Computer Vision, Zurich, Switzerland, 2014.

[11] 陈行, 罗斌. 利用动态上采样滤波深度网络进行多角度遥感影像超分辨率重建[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1716-1726.
CHEN Hang, LUO Bin. Multi-angle Remote Sensing Images Super-Resolution Reconstruction Using Dynamic Upsampling Filter Deep Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(11): 1716-1726.

[12] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017.

[13] DEMIRAY B Z, SIT M, DEMIR I. D-SRGAN: DEM Super-Resolution with Generative Adversarial Networks[J]. *SN Computer Science*, 2021, 2(1): 48.

[14] ZHOU A N, CHEN Y M, WILSON J P, et al. A Multi-terrain Feature-Based Deep Convolutional Neural Network for Constructing Super-Resolution DEMs[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 120: 103338.

[15] ZHANG Y F, YU W H, ZHU D. Terrain Feature-Aware Deep Learning Network for Digital Elevation Model Superresolution[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 189: 143-162.

[16] ZHANG Y L, LI K P, LI K, et al. Image Super-Resolution Using Very Deep Residual Channel Attention Networks[C]//European Conference on Computer Vision, Munich, Germany, 2018.

[17] ZHU D, CHENG X M, ZHANG F, et al. Spatial Interpolation Using Conditional Generative Adversarial Neural Networks[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2020, 34(4): 735-758.

[18] WANG X T, YU K, WU S X, et al. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks[C]//European Conference on Computer Vision, Munich, Germany, 2018.

[19] WEI Z H, HUANG Y D, CHEN Y A, et al. A-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Attention U-Net Discriminators[C]//Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, Jakarta, Indonesia, 2023.

[20] KRISHNAN K S, KRISHNAN K S. Swift-SRGAN: Rethinking Super-Resolution for Efficient and Real-Time Inference[C]//International Conference on Intelligent Cybernetics Technology and Applications, Online, 2021.