引文格式：殷鹏莲,杜金莉,张伟. 一种实用化卫星遥感影像超分辨率重建方法实现[J]. 地理空间信息, 2025, 23(12):124-127. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.12.028

# 一种实用化卫星遥感影像超分辨率重建方法实现

殷鹏莲[1]，杜金莉[1]，张　伟[1]
（1. 安徽省第一测绘院，安徽 合肥 230031）

**摘　要：**针对当前卫星遥感影像超分辨率重建算法在复杂地理场景适应性差、计算资源消耗大等问题，提出了一种基于深度学习的跨平台高效超分辨率重建方法。首先选用具备强特征提取能力的生成对抗网络Real-ESRGAN作为基础模型，在PyTorch框架下进行训练。然后通过框架迁移的方法，将训练完成的模型迁移至国产NCNN框架，并基于WorldView-2卫星遥感影像数据进行验证。实验结果表明，该方法在保证较好卫星遥感影像超分辨率重建质量的前提下能够显著提高运行计算效率，降低资源消耗，改善影像分块拼接质量。研究结果可以解决现有超分辨率重建算法复杂、效率低下的问题，实现跨平台应用，有助于推动国产化替代进程，在工程实践中具有较好的应用前景。

**关键词：**Real-ESRGAN；NCNN；卫星遥感影像；超分辨率重建；框架迁移；实用化
**中图分类号：**P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）12-0124-04

## Practical Method for Super-resolution Reconstruction of Satellite Remote Sensing Images

YIN Penglian[1], DU Jinli[1], ZHANG Wei[1]
(1. First Institute of Surveying and Mapping of Anhui Province, Hefei 230031, China)

**Abstract:** Current remote sensing image super-resolution reconstruction algorithms face challenges such as poor adaptability to complex geographical scenarios and excessive computational resource consumption. To address these issues, we proposed a cross-platform efficient super-resolution reconstruction method based on deep learning. Taking Real-ESRGAN as the foundational model, we initially trained model under the PyTorch framework. Then, through framework migration techniques, we transferred the fully trained model to the domestic NCNN framework, and used WorldView-2 satellite remote sensing image data to carry out validation. The experimental results show that this method can significantly improve the computational efficiency, reduce resource consumption, and improve the quality of image segmentation and stitching while ensuring good quality of remote sensing image super-resolution reconstruction. The research can solve the problems of complexity and low efficiency in existing super-resolution algorithms, achieve cross-platform applications, help promote the process of domestic substitution, and has good application prospects in engineering practice.

**Key words:** Real-ESRGAN, NCNN, satellite remote sensing image, super-resolution, framework transfer, practical application

遥感影像作为重要的时空数据资源和新型生产要素，在经济社会发展过程中发挥了战略性、基础性作用。高分辨率的卫星遥感影像不但具有丰富而细致的纹理，而且其所包含的关键信息在物体识别、目标检测、灾害监测、环境保护、军事应用等工作中有着不可取代的价值。然而，因为受到成像设备以及图像传输条件的限制，所获得的卫星影像往往分辨率较低，从硬件层面提升遥感影像的分辨率成本极高且可行性较低，因此通过图像超分辨率重建技术提高卫星遥感影像的分辨率具有重要的应用价值。

超分辨率重建技术根据算法原理来分类，主要包括基于内插的方法[1]、基于重构的方法[2]和基于深度学习的方法[3-4]。伴随着深度学习技术的发展，数据驱动下深度学习的方法逐渐替代此前基于像素插值的方法。其中，利用生成对抗网络（generative adversarial network，GAN）[5]进行超分辨率重建是当今研究的热点[6-8]。

基于当前遥感影像超分辨率重建技术的发展现状与实际应用需求，本文提出了一种基于Real-ESRGAN模型训练和NCNN框架迁移的实用化卫星遥感影像超分辨率重建方法。该方法充分利用了Real-ESRGAN模型强大的重建能力和国产NCNN框架轻量高效的神经网络计算能力，可以在满足卫星遥感影像高质量处理需求的同时，实现高效、低耗的应用部署和运行。

## 1　研究数据源及环境

### 1.1　实验数据情况

本实验的数据来源于商业采购的2022年9月12日

项目来源：2025年安徽省测绘局科技创新基金资助项目（2025-KJ-03）。
第一作者简介：殷鹏莲（1985—），硕士，工程师，注册测绘师，主要从事自然资源监测方面的工作，E-mail：342140210@qq.com。

广州某地区WorldView-2卫星获取的同一区域高分辨率TIFF影像（HR影像）和低分辨率TIFF影像（LR影像）。其中高分辨率影像为0.5 m空间分辨率，大小为28 860像素×23 856像素，数据量为1.92 G；低分辨率影像为2 m空间分辨率，大小为7 215像素×5 964像素，数据量为123 M。

实验利用高分辨率影像进行单片退化模拟训练，为了加快计算机IO读写和处理速度，利用裁切工具将高分辨率影像按照256像素×256像素的尺寸大小进行样本裁切，并保留128像素重叠度，共计生成41 850张影像样本，划分成训练集和验证集。将低分辨率影像按照64像素×64像素的尺寸大小进行样本裁切，并保留32像素重叠度，在其中选取包含建筑、道路、植被等多种地物类型的典型场景，用于超分辨率实验结果的测试与评价。

### 1.2　实验环境和训练设置

本实验在单台NVIDIA RTX A5000 GPU上进行，配备22.5 GB显存，Intel(R) Xeon(R) Gold 6242R CPU和256 GB运行内存。

实验运行于Windows10操作系统，利用Anaconda3和PyTorch深度学习框架搭建环境完成Real-ESRGAN模型训练（相关参数设置如表1所示）和超分辨率重建。NCNN框架修改和部署采用MSVC作为核心编译环境，利用CMake作为跨平台构建工具，引入GDAL地理空间计算引擎，并集成Vulkan SDK工具包实现GPU加速。

表1　模型训练参数

| 参数（Parameters） | 详情（Details） |
|---|---|
| 超分辨率重建倍数（Scale） | 4 |
| 批次大小（Batch size） | 8 |
| 迭代次数（Iteration） | 40 K |
| 学习率（Learning rate） | $1\times10^{-4}$ |
| 优化器（Optimizer） | Adam |

## 2　研究方法

本研究针对卫星遥感影像的超分辨率重建任务，设计一套基于生成对抗网络的跨框架实现方案。首先，基于PyTorch框架，利用生成对抗网络模型Real-ESRGAN对卫星遥感影像进行训练并实现超分重建，然后将训练的模型迁移至轻量化推理框架NCNN，实现跨平台部署能力的拓展。为验证技术方案的适用性，本文从计算效率、资源占用、重建质量等多个维度对PyTorch与NCNN双框架下的超分辨率重建过程和结果进行评估和分析。研究方法主要包括模型训练和框架迁移2个关键环节，整体流程如图1所示。

### 2.1　Real-ESRGAN模型训练

本文研究采用Real-ESRGAN作为基础模型架构，通过以下步骤完成模型训练与优化：

①准备好训练所需的样本数据和预训练Real-ESRGAN模型（包括生成网络模型和对抗网络模型）；②基于预训练的Real-ESRGAN模型在PyTorch框架下进行微调训练，通过调整网络超参数和损失函数权重，使模型更好地适应卫星遥感影像的特征分布。③在PyTorch框架下完成模型训练后，通过定性与定量分析对超分辨率重建效果进行评估，确保模型达到预期性能。

### 2.2　PyTorch至NCNN框架迁移

为实现模型在实际应用场景中的高效部署，研究设计了从PyTorch到NCNN框架的迁移部署方案，具体步骤为：①模型转换与优化，将之前在PyTorch框架下训练得到的模型通过ONNX中间格式实现模型跨框架转换，生成可编辑的模型结构param文件和存储模型权重的bin文件[9-11]，并应用剪枝、量化、指令合并等技术减小模型体积，提升模型推理效率；②功能扩展实现，针对卫星遥感影像的特性和处理需求，改进NCNN框架下的源码实现，主要增加了对TIFF格式影像的支持和分块影像拼接处的羽化过渡功能，通过集成GDAL[12]库提升了卫星遥感影像处理的专业性；③部署方案验证，将优化后的模型部署到NCNN推理框架中，构建完整的超分辨率处理流程，为后续实验结果的对比分析奠定基础[13]。

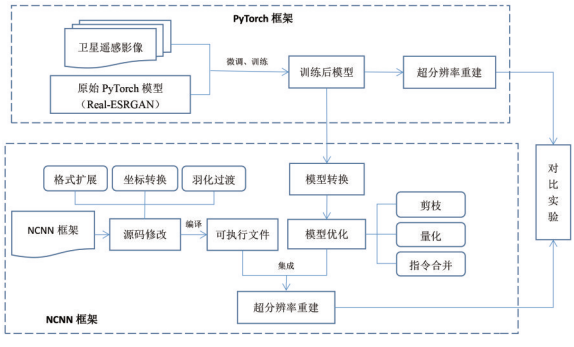



图1　模型训练和框架迁移流程

## 3　结果与分析

### 3.1　PyTorch框架超分辨率重建实验

为验证超分模型对卫星遥感影像质量提升的效果，本文利用测试数据集选取3个不同场景，分别采用具有初始权重的预训练模型和经遥感数据微调训练后得到的模型在PyTorch框架下对原始低分辨率影像

进行超分辨率重建实验。实验结果如表2所示。

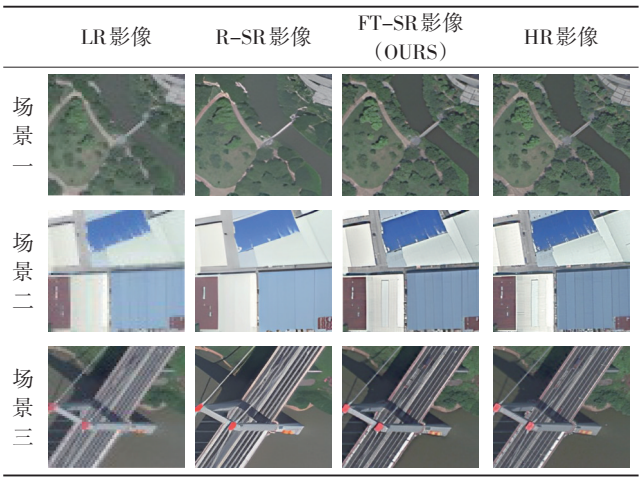



图2 PyTorch框架超分辨率重建实验结果

通过3个场景的影像横向对比发现，图中原始LR影像画面整体模糊且伴有伪影，超分辨率重建后的R-SR影像和FT-SR影像相较于LR影像视觉效果得到整体提升，说明生成对抗网络模型可以很好的处理低分辨率图像中的模糊、伪影和噪声。然而R-SR影像在色调还原度和纹理真实性方面与参考影像HR存在明显差异，由于模型从未对卫星影像进行样本训练和识别，导致重建结果出现光谱失真和纹理细节缺失。经卫星遥感数据微调训练模型超分辨率重建后的FT-SR影像效果最好，与原始真实影像HR相比，边缘清晰，色彩逼真，同时地物细节清晰可见，与真实图像纹理细节相符。

为验证在通过微调训练后Real-ESRGAN对卫星遥感影像超分辨率重建的正向作用，本文采用PSNR、SSIM[14-15]作为评价指标，基于以上3个场景的测试数据分别对模型训练前后的影像超分辨率重建质量做定量分析。其中，PSNR指标数值越大，SSIM指标越接近1，则重建质量越好。

基于微调训练后的Real-ESRGAN模型相较于之前的预训练模型在PSNR和SSIM指标上都取得了较高的分值，对这3个场景的2个评估指标取平均值，其分值较预训练模型分别提升了5.86 dB、0.12。

通过定性与定量分析，经微调训练后的Real-ESRGAN模型具备针对低分辨率影像的实用化超分辨率重建，在进行适宜训练轮次学习重建后的影像可以真实还原地物内部纹理细节与分界边缘。实验结果表明，训练后的模型能够显著提升卫星遥感影像的分辨率，改善影像质量，并有效缓解模糊和噪声等失真现象。

### 3.2 NCNN框架迁移实验

为了进一步验证对卫星遥感影像超分辨率重建的实用化效果以及模型在受限资源环境下推理的性能和可行性，本实验将上文在PyTorch框架下训练得到的模型迁移至NCNN框架进行超分辨率重建（方法见本文2.2章节），并将2种重建过程和结果进行对比分析。为了排除其他因素影响，实验选用的训练模型都是上文迭代相同次的训练模型，以期在保证超分辨率重建质量的前提下，研究2个框架在计算效率、资源消耗、改善影像质量方面的表现。

1）在超分计算效率方面，模型通过优化后体积的压缩可以直接减少内存占用和计算冗余，结合NCNN轻量级推理框架的底层优化能力，可进一步释放优化模型的硬件计算潜力，实现推理效率的大幅提升。通过实验发现，在PyTorch框架下微调训练后的Real-ESRGAN模型大小127 M，经过NCNN框架迁移后，模型大小变为31.9 M，模型体积精简了74.9%。基于框架迁移前后的模型，对于同样数据量大小的原始低分辨率影像，以本文实验数据为例，选取1 000片测试样本在2个框架下分别进行超分辨率重建实验，并计算超分辨率重建推理时间。实验结果表明，通过跨框架迁移与模型优化处理，超分辨率重建任务的计算效率得到显著优化，在相同样本数量的输入条件下，推理耗时从PyTorch框架的84.839 s，大幅缩减至NCNN框架的27.156 s，整体速度提升67.98%（加速比达3.123倍），说明了轻量化框架适配与模型优化技术的结合对推理效率提升的实质性贡献。

2）在资源占用消耗方面，对于较大的影像超分辨率重建，为减少资源消耗和提高处理效率，首先需要进行分块处理；再采用GPU分块，这样会占用大量显存，而且显存不能及时释放，从而导致显存容量不可控；然后逐个送入GPU处理，处理完后及时释放，并将结果拼接成完整的影像。这样，显存占用量取决于每个块的大小，而不是整个图像的大小。通过实验对比说明，NCNN相较于PyTorch框架的改进方向是在数据加载和处理阶段就进行分块，避免一次性加载整个图像到显存，可以有效管理显存使用，降低计算开销和显存占用，显存小的机器也可以进行超分辨率重建，这种方法特别适用于处理大尺寸图像的超分辨率重建任务。

另外，在PyTorch框架采用OpenCV计算机视觉库处理图像，因为对图像大小的限制，OpenCV无法保存4 GB以上图片，而且输出图片没有坐标；相比之下，在NCNN框架下通过修改软件源码，扩展支持TIFF数据格式功能，引入GDAL专业地理图像编解码器，进行影像对象创建、地理变化参数获取、影像写

入保存等操作，从而可以输出大量带有坐标信息的TIFF影像数据。

3）在改善影像拼接质量方面，对于较大的影像超分辨率重建，现有的算法首先需要先按照一定像素大小划分成多块，进行分块处理；然后再次拼接成整体。PyTorch框架源码算法较为复杂，且重建时的分块拼接没有添加羽化过渡的功能，分块合并直接拼接，接缝明显，后处理羽化方法需要额外计算，增加延迟，无法在推理框架内高效完成。相比之下，NCNN框架源码较为简单易读，通过修改NCNN框架软件源码，可以将分块处理后的图像无缝拼接到最终的输出图像中。程序通过定义分块尺寸、缩放比例和用于边缘平滑的预填充像素，确定分块在输出图像中的实际起始坐标，利用羽化技术对分块边缘进行渐变混合，消除拼接边缘的硬边界，避免了视觉上的割裂感。

本文选取测试数据集相邻分块图像拼接交界处为建筑物、道路、农田等重要地理信息场景的样本，分别采用PyTorch和NCNN框架进行超分辨率重建。

通过3组不同场景的影像细节定性分析，得出在PyTorch框架下的超分辨率重建，相邻分块图像拼接交界处存在较为明显的拼接缝。相比之下，在NCNN框架下的超分辨率重建，同一位置相邻分块拼接处过渡平滑。

从定性角度来看，NCNN框架下超分辨率重建的羽化过渡功能对分块拼接处影像质量产生了积极的改善作用，为了进一步分析模型在优化精简的情况下对卫星遥感影像超分重建质量的影响，本文基于实验中的3组不同场景的PSNR、SSIM指标，对框架迁移前后模型超分重建质量做定量评价分析。详细的数据如表2所示。

表2　不同框架下模型超分辨率重建评价指标

| 评价指标 | 场景 | PyTorch框架模型 | NCNN框架模型 | 指标对比 |
|---|---|---|---|---|
| PSNR/dB | 场景一 | 24.21 | 24.04 | −0.17 |
| | 场景二 | 28.73 | 28.27 | −0.46 |
| | 场景三 | 27.95 | 27.81 | −0.14 |
| | 平均值 | 26.96 | 26.70 | −0.26 |
| SSIM | 场景一 | 0.76 | 0.75 | −0.01 |
| | 场景二 | 0.87 | 0.85 | −0.02 |
| | 场景三 | 0.78 | 0.77 | −0.01 |
| | 平均值 | 0.80 | 0.79 | −0.01 |

通过表2可知，框架迁移后的优化精简模型相较于之前的模型PSNR、SSIM均有所下降，对3个场景的2个评估指标分别取平均值，得知其分值分别下降了0.26 dB、0.01。

从定量角度来看，框架迁移后的模型在剪枝优化和参数量压缩后，影像超分辨率重建后的精度略有下降（约0.96% PSNR值下降率，1.25% SSIM值下降率），但其超分辨率重建结果仍然保持较高的视觉保真度，与框架迁移前模型超分辨率重建的结果比较，建筑物、道路、农田等重要地理信息场景要素的细节纹理仍能清晰可见，对影像超分辨率重建后的质量整体影像不大，属于可控范围内的轻微损失。

综合实验结果表明，优化后的模型在保证原有整体效能的同时，可以实现大量计算资源节约和推理速度提升，这种精度–效率的平衡优化策略并未对超分辨率重建的核心视觉效果产生实质性影响。实验结果表明，NCNN框架借助其轻量级和高效性的特性既适合部署在硬件资源受限的设备上，又适用于卫星遥感影像处理等需要进行快速超分辨率重建和实时处理的应用场景中。

## 4　结　语

本文针对卫星遥感影像超分辨率重建中模型泛化能力不足和计算资源消耗大的问题，提出了一种基于Real–ESRGAN和NCNN框架的实用化方法。通过微调训练，模型在复杂地理场景下的重建质量明显提升，PSNR和SSIM指标平均分别提高5.86 dB和0.12。框架迁移至NCNN后，模型体积减少74.9%，推理速度提升67.98%，同时通过羽化过渡技术有效改善了分块拼接质量。经卫星遥感影像真实数据验证，本文所提出的方法适用于卫星遥感影像分辨率提升，并可以成功解决在硬件资源受限的情况下超分辨率重建在计算效率、资源消耗、重建精度等方面的矛盾。由于NCNN轻量化和跨平台的特性，使轻量化超分辨率重建模型可以无缝部署在移动端和PC端，并且可以支持国产操作系统和硬件，真正摆脱对GPU加速卡的依赖，有助于推动国产化替代进程。未来，我们将持续优化和探索，以提升超分辨率模型在更大规模遥感数据集上的稳定性和泛化能力，从而为卫星遥感影像的高精度分析和应用提供更可靠的技术支持。

## 参考文献

[1]　彭燕,胡丹屏,刘宇红,等. 基于FPGA实现的Ferguson双三次曲面插值图像缩放算法[J]. 贵州大学学报(自然科学版),2019,36(6):68-72,118

[2]　陈光盛,李树涛. MAP和POCS算法实现超分辨率图像的

（下转第136页）