

面向海事监控的船舶遥感图像超分辨率算法研究

秦凡 第蒙 王健翔 李超 高子青

江苏海事职业技术学院 轮机与电气工程学院, 中国·江苏 南京 211170

摘要: 针对船舶卫星遥感图像受成像设备与复杂海洋环境影响, 存在分辨率低、细节模糊, 难以满足海事军事图像监测等领域的应用需求问题, 首次开展轻量化深度学习驱动的船舶遥感图像超分辨率重建研究。首先, 对高清船舶卫星遥感图像数据集进行退化处理, 模拟实际含噪数据集; 然后, 将 Bicubic、SRCNN 与 FSRCNN 三种典型轻量化模型分别用于船舶遥感图像多倍率超分辨率重建, 以 PSNR 和 SSIM 为评判指标开展仿真分析。结果表明, 相比于 Bicubic, FSRCNN 的 PSNR 平均提升 1.28~2.02 dB, SSIM 平均提升了 1.32dB~1.97dB, SRCNN 平均提升了 0.64dB~1.28dB, 两种模型均可实现对船舶遥感图像的超分处理, 能够有效还原船舶图像的关键细节。所提轻量化模型计算效率高、部署成本低, 为海事军事图像监测领域提供理论参考与技术路径。

关键词: 船舶遥感图像; 超分辨率重建; FSRCNN; SRCNN

Super-Resolution Reconstruction of Ship Remote Sensing Images for Maritime Monitoring

Qin Fan, Di Meng, Wang Jianxiang, Li Chao, Gao Ziqing

School of Marine Engineering and Electrical Engineering, Jiangsu Maritime Institute, China Jiangsu Nanjing 211170

Abstract: Restricted by imaging devices and complex marine environments, ship satellite remote sensing images usually have low resolution and blurred details, failing to satisfy maritime and military monitoring demands. This paper proposes lightweight deep learning-based super-resolution reconstruction for ship remote sensing images. First, a high-definition ship remote sensing dataset is degraded to simulate real noisy images. Then, three typical methods including Bicubic, SRCNN and FSRCNN are adopted for multi-scale image super-resolution reconstruction, with PSNR and SSIM employed for quantitative evaluation. Experimental results demonstrate that FSRCNN outperforms Bicubic with average PSNR and SSIM improvements of 1.28–2.02 dB and 0.0132–0.0197, while SRCNN achieves gains of 0.64–1.28 dB in PSNR and 0.0068–0.0129 in SSIM. Both deep learning methods effectively reconstruct ship remote sensing images and restore target detailed features. With high computational efficiency and low deployment cost, the lightweight models can provide technical and theoretical support for maritime and military image monitoring.

Keywords: Ship remote sensing image; Super-resolution reconstruction; FSRCNN; SRCNN

0 引言

在海洋强国建设持续推进的背景下, 全域海域常态化监管、海上非法船舶排查、近海港口动态管控等工作对海面目标感知能力提出更高标准。卫星遥感凭借大范围无接触、全天时观测的独特优势, 成为海事部门远距离海域监控的核心工具。但光学卫星成像系统存在固有短板, 硬件像素尺寸、星地传输带宽会天然压缩图像分辨率, 造成舰船上层建筑细节模糊, 依靠原始低分辨率图像难以完成船舶型号区分、异常目标判定等精细化工作。

图像超分辨率重建技术依靠算法运算从低质图像恢复高清细节, 无需更换卫星载荷设备, 改造与运维成本远低于硬件升级方案, 近年来成为遥感图像增强的主流研究方向。传统图像放大以双三次插值算法为主^[1], 计算逻辑简单、无需训练迭代, 但仅依靠原有像素加权输出, 无法

生成图像缺失的高频纹理, 放大倍率越高画面朦胧失真越明显。深度学习出现后, 卷积网络^[2]凭借海量样本学习特征映射关系, 重建效果大幅超越插值类算法, 但 EDSR^[3]、RCAN 等高精度网络层数深、参数量巨大, 对 GPU 算力、设备内存要求较高, 无法适配船载工控、港口小型边缘终端等低算力设备的实时处理需求。

从国内外现有研究进展分析, 图像超分辨率技术整体分为传统插值、浅层卷积、轻量化深度网络三条技术路线。2014 年 Dong 团队^[4]首次提出 SRCNN, 将三层卷积结构用于单图超分任务, 证实深度学习相比传统手段具备显著细节复原优势。2016 年该团队^[5]推出改进版 FSRCNN, 将上采样操作后置、引入特征收缩通道, 大幅降低模型计算开销, 奠定轻量化超分网络基础。当前多数超分研究以通用实景照片、陆地城市遥感影像为实验对象, 针对海洋船

舶光学遥感场景的专项对照实验偏少,海洋图像大面积均质海面、尺度差异巨大的船舶、持续随机海杂波等特有场景特征,会造成通用网络出现噪声放大、目标纹理复原不足等适配缺陷。现有海事相关超分文献大多仅测试单一网络模型,缺少 2~4 倍多尺度、双量化指标横向对比的完整实验体系,难以筛选适配海事边缘终端的最优轻量化方案。

1 船舶遥感图像退化模型与数据集构建

1.1 建立船舶遥感图像退化模型

船舶遥感图像的退化过程是成像硬件缺陷与海洋环境干扰共同作用的结果,高分辨率清晰图像经模糊、下采样、噪声叠加后形成低分辨率退化图像,其通用数学退化模型可表示为:

$$I_{LR}=D(I_{HR})\downarrow_s+n \quad (1)$$

式中, I_{HR} 为原始高分辨率船舶遥感真值图像; $D(\cdot)$ 为图像模糊算子,对应卫星镜头光学模糊、大气湍流散射造成的图像退化; $\downarrow_s$ 为 s 倍下采样操作,模拟卫星成像硬件分辨率限制; n 为叠加噪声,主要包含高斯噪声、椒盐噪声及海杂波噪声。

1.2 构建船舶遥感图像数据集

ShipRSImage Net 是面向船舶检测任务搭建的专用公开船舶光学遥感数据集,样本来源于多型号商业卫星、多海域成像场景,总计包含 3435 张标准 930×930 像素高清图像,样本覆盖远洋货轮、中小型渔船、军用舰艇、港口作业船舶等典型场景。首先,划分数据集中 80% 图像为用于网络参数迭代优化训练集,剩余 20% 图像作为独立测试集全程不参与训练。其次,依托式 (1) 退化模型分别生成 2 倍、3 倍、4 倍下采样低分辨率图像,以模拟真实卫星成像过程中的环境干扰,形成一一对应的高低分辨率图像样本对。最后,统一将全部图像像素值归一化至 $[0,1]$ 区间,消除像素幅值差异对卷积网络梯度下降训练产生的负面影响。

2 深度学习驱动的轻量化船舶遥感图像超分辨率重建算法研究

2.1 Bicubic 双三次插值算法

Bicubic 插值是传统图像放大领域应用最为成熟的经典算法,计算过程以目标像素周边 4×4 邻域共 16 个像素点为基础,采用三次卷积核完成像素灰度加权插值输出。相较于最近邻插值、双线性插值两类简易插值算法,该算法能够有效缓解放大图像存在的锯齿、几何形变问题,基础视觉平滑效果更优。算法全程无需离线训练流程,仅依靠 CPU 基础矩阵运算即可完成图像放大,硬件适配范围极

广,适用于无独立算力终端开展快速图像缩放处理,因此本文将将其作为两类深度学习网络统一的性能对比基准。该算法自身存在难以弥补的固有缺陷,插值运算过程仅能复用原始低分辨率图像内部固有像素信息,无法生成船舶甲板、船舷、起降平台等图像丢失的高频细节特征,且放大倍率越高,船体边缘虚化、纹理丢失问题会持续加剧,完全无法满足海事场景下高精度目标识别的业务标准。

2.2 SRCNN 超分辨率卷积神经网络

SRCNN 是业界首个实现端到端处理的单图像超分辨率卷积网络,由 Dong 等人于 2014 年提出,首次验证深度学习在图像细节复原任务中的巨大性能优势,整体网络由特征提取层、非线性映射层、图像重建层三层结构串联构成。网络标准处理流程存在固定前置操作,需要先通过 Bicubic 插值将低分辨率图像预先放大至目标分辨率尺寸,再送入卷积网络完成特征学习工作。第一层卷积负责提取图像浅层边缘、纹理等基础特征。第二层卷积完成高低分辨率特征之间的非线性映射,自主学习自然图像高频细节的内在关联规律。第三层卷积融合全部特征信息,输出最终重建后的高清图像。SRCNN 彻底突破传统插值算法的细节重建瓶颈,但前置插值放大操作会大幅提升特征图尺寸,由此产生大量冗余浮点计算,直接导致模型推理耗时较长,实时性能存在明显不足,在船载嵌入式终端连续图像处理场景中存在突出算力瓶颈。

2.3 FSRCNN 快速超分辨率卷积神经网络

FSRCNN 针对 SRCNN 存在的算力冗余缺陷完成全方位轻量化重构,核心优化逻辑为取消网络前端插值上采样操作,直接以原始低分辨率图像作为网络输入,将反卷积上采样模块放置于网络末端输出层,从根源上削减冗余计算量。完整网络分为五个独立功能模块,依次为浅层特征提取、特征收缩层、深度非线性映射、特征扩展层、反卷积上采样输出,网络全程采用小尺寸卷积核搭配特征压缩通道结构,大幅压缩模型总参数量与整体计算开销,在保留强大特征学习能力的基础上显著提升推理速度。FSRCNN 具备的轻量化特性与海事监控场景高度适配,该网络无需高端 GPU 加速即可实现图像实时增强,同时兼顾重建精度与硬件部署成本,是面向海事边缘终端落地应用的优选轻量化方案。

2.4 图像重建质量客观评价指标

本文选取 PSNR、SSIM 两项遥感图像重建通用量化指标,规避人眼主观评价带来的随机性误差,从像素误差、结构相似度两个维度客观衡量三类算法重建水平。

2.4.1 峰值信噪比 PSNR

PSNR 以重建图像与真值图像的像素均方差 MSE 为计算基础, 计量单位 dB, 数值越高代表两幅图像像素偏差越小, 贴合度越高, 计算公式如下:

$$PSNR=10\lg\left(\frac{MAX_i^2}{MSE}\right) \quad (2)$$

式中, MAX_i 为 8 位灰度图像像素最大取值 255; MSE 为重建图像与原始高清真值图像逐像素计算得到的均方误差。

2.4.2 结构相似性 SSIM

PSNR 仅统计像素灰度数值差异, 与人眼视觉感知存在偏差, SSIM 从画面亮度、灰度对比度、空间轮廓结构三个维度综合评估图像相似度, 取值区间[0,1], 数值越接近 1, 船体轮廓、甲板纹理等关键识别结构还原效果越好, 更贴合海事监控对目标完整性的业务需求。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与参数设置

本次仿真实验依托 Python3.8 开发环境、PyTorch1.8 深度学习框架搭建, 硬件搭载 NVIDIA 独立 GPU 完成网络加速训练与批量图像测试。在 2 倍、3 倍、4 倍三类型超分放大倍率下, 实验设置传统 Bicubic 插值、SRCNN 浅层卷积网络、FSRCNN 轻量化网络三组对照方案。实验过程中, 全部网络训练参数保持统一标准, 选用 Adam 自适应优化器, 固定基础学习率 0.0001, 损失函数统一采用均方差 MSE, 当损失函数连续 20 轮迭代无明显下降时停止训练, 以此规避模型过拟合。测试阶段随机抽取多张测试集船舶图像批量重建, 分别统计各倍率下 PSNR、SSIM 均值, 从定性与定量两个维度综合对比算法性能。

3.2 定量分析

以 Bicubic 插值算法的性能数据作为统一基准, 汇总 $\times 2$ 、 $\times 3$ 、 $\times 4$ 倍率下 SRCNN、FSRCNN 两项指标计算结果如表 1 所示。明显可见, 在全部放大倍率条件下, 两类轻量化深度学习网络的重建性能均全面优于传统 Bicubic 插值算法, 表明卷积神经网络能够依托海量船舶遥感样本自主学习场景特征, 有效复原船舶遥感图像丢失的高频细节。FSRCNN 在 2~4 倍全尺度重建任务中, PSNR、SSIM 两项指标数值均稳定高于 SRCNN, PSNR 相对 Bicubic 的提升幅度维持在 1.28~2.02dB 区间。同时随着放大倍率持续增大, 传统插值算法的图像失真问题会持续加剧, 轻量化深度学习网络的精度优势会同步扩大, 其中 4 倍高倍率重建场景下 FSRCNN 相对基准算法的提升效果最为显著。

综合分析, 三类算法产生性能差距的核心原因在于, Bicubic 不具备特征学习能力, 仅依靠原始像素完成简单缩放; SRCNN 前置插值操作会带来大量计算冗余, 特征映射过程存在信息损耗; FSRCNN 取消前端上采样并优化特征通道结构, 对海面船舶混合场景的特征提取与细节复原能力更强, 能够准确保留船体边缘、甲板细小设施等支撑船舶识别的关键特征。

表1 不同超分倍数下三种算法的指标

算法/指标	$\times 2$		$\times 3$		$\times 4$	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Bicubic	34.87	0.9191	31.76	0.8613	29.99	0.8124
SRCNN	36.4	36.84	32.7	33.15	30.63	0.8382
FSRCNN	36.7	37.1281	32.99	33.442	30.95	0.8452

3.3 定性分析

图 2 为三类算法在 2、3、4 倍率下的重建图像对照样本, 通过目视观察可直观区分各算法画质优劣。Bicubic 插值重建画面整体朦胧平滑, 港口停靠各类舰船边缘虚化严重, 航母起降跑道、小型渔船船舷纹理完全丢失, 海面背景与船舶目标边界模糊, 高倍率放大后无法完成船舶型号区分; SRCNN 能够小幅解决船体边缘模糊问题, 恢复部分甲板纹理, 但 4 倍高倍率场景下依旧存在细节缺失, 远距离微型船舶还原效果较差, 画面整体柔和度过高; FSRCNN 重建图像舰船轮廓锐利清晰, 航母跑道标识、驱逐舰上层建筑、小型渔船完整纹理均可有效复原, 海杂波背景与舰船边界区分清晰, 在 2~4 倍全倍率场景下画质表现稳定最优。

在海事监控实际业务场景中, 船体细微结构、甲板标识是区分民用货运船、军用舰艇、小型作业渔船的核心判别依据, FSRCNN 优异的细节复原能力, 为直接解决低分辨率遥感图像无法开展精细化海上目标研判问题提供了一种研究思路。

4 结语

针对船舶卫星遥感图像天然分辨率不足、船体细节模糊, 难以支撑高精度海事监控、海上目标态势分析的现实工程问题, 本文完成轻量化深度学习超分辨率重建系统性对照研究, 依托 ShipRSImageNet 船舶专用遥感数据集完成样本退化仿真与降噪预处理, 搭建 Bicubic、SRCNN、FSRCNN 三类算法 2~4 倍多倍率仿真实验, 结合 PSNR、SSIM 量化指标与可视化图像完成定量、定性一体化性能分析, 最终得到以下研究结论:

(1) 传统 Bicubic 插值运算简单、无算力门槛, 但不具备高频细节生成能力, 放大后船舶纹理严重丢失, 仅能

实现基础图像缩放,无法满足海事精细化监测画质要求;

(2) SRCNN、FSRCNN 两类轻量化卷积网络依托海量船舶遥感样本自主学习海面场景特征映射关系,可有效复原船体边缘、甲板设施等关键识别细节,重建图像 PSNR、SSIM 两项核心指标全面优于传统插值算法;

(3) FSRCNN 综合性能最优,全倍率重建任务中 PSNR 相较 Bicubic 平均提升 1.28~2.02dB, SSIM 稳定提升 0.0132~0.0197,同时网络参数量小、推理速度快、硬件部署成本低廉,能够适配岸基、船载各类边缘监测终端实时图像增强场景,可为海事智能监控、海上舰船遥感监测业务提供可靠的技术实现方案。

参考文献:

[1] 徐彤阳,方勇. 基于 Contourlet 变换的双三次插值算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(7): 20-22+26.

[2] 徐一帆,杨海涛,李晓伟. 图像超分辨率方法研究综述[J/OL]. 计算机工程与应用, 2026, 1-24.

[3] 范佳丽. 基于 EDSR 模型的遥感影像超分辨率重建[J]. 测绘与空间地理信息, 2025, 48(S2): 114-117.

[4] Dong C, Loy C C, He K, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution[C]// European conference on computer vision. Cham: Springer International Publishing, 2014: 184-199.

[5] Dong C, Loy C C, He K, et al. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.

基金项目: 本文系 2025 年职业院校学生创新创业培育计划项目“面向海事监控的船舶图像超分辨率算法研究”(项目编号 GX-2025-024) 的阶段性成果。

作者简介: 秦凡,女,研究方向:深度学习驱动的超分辨率技术研究。