

基于迁移学习的 GOCI 超分辨率重建 与海洋漂浮藻类探测

朱红春¹, 朱国灿¹, 李金宇², 张怡宁¹, 芦智伟¹, 杨延瑞¹, 刘海英³

(1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590; 2. 山东省海洋工程咨询协会, 山东 济南 250013;

3. 山东科技大学 计算机科学与工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要: 遥感技术是进行海洋漂浮藻类目标识别与变化监测的重要手段。GOCI 遥感卫星影像具有高时间分辨率、低空间分辨率的特点, 其低空间分辨率影响了海洋漂浮藻类遥感探测的效果。本研究通过对具有较高空间分辨率的 Sentinel-2 遥感卫星影像结构特征的迁移学习, 应用 ESRGAN 超分辨率重建技术, 将 GOCI 影像的空间分辨率提升至 125 m; 在此基础上, 构建了基于超分辨率重建 GOCI 遥感影像的 U-Net 深度学习语义分割网络, 实现了海洋漂浮藻类的较高精度探测。实验结果表明: 超分辨率重建的 GOCI 影像显著提升了影像的空间细节清晰度, 基于此实现的海洋漂浮藻类探测结果取得了较高的精度, 其中面积相对误差下降了 51.87%, F_1 值提高了 2.41%。本研究是应用 GOCI 遥感影像进行海洋漂浮藻类高精度探测的一次成功实践, 为实现海洋目标的动态精细化监测提供有益的参考。

关键词: GOCI 影像; 数据融合; 超分辨率重建; 海洋漂浮藻类探测; 深度学习

中图分类号: TP751; X55

文献标志码: A

GOCI super-resolution reconstruction based on transfer learning and detection of marine floating algae

ZHU Hongchun¹, ZHU Guocan¹, LI Jinyu², ZHANG Yining¹,

LU Zhiwei¹, YANG Yanrui¹, LIU Haiying³

(1. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

2. Shandong Consultant Association of Ocean Engineering, Jinan 250013, China;

3. College of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: Remote sensing technology is an important means for detecting and monitoring changes in floating algae in the ocean. GOCI remote sensing satellite images have the characteristics of high-temporal and low-spatial resolution. Its low spatial resolution affects the effect of remote sensing detection of marine floating algae. In this paper, through the transfer learning of the structural characteristics of Sentinel-2 remote sensing satellite images with high-spatial resolution, the spatial resolution of the GOCI images were enhanced to 125 m by using ESRGAN super-resolution reconstruction technology. On this basis, a U-Net deep learning image segmentation network based on super-resolution reconstructed GOCI remote sensing images was constructed. This network was used to achieve higher-precision detection of marine floating algae. The experimental results showed that the super-resolution reconstructed GOCI images significantly improved the spatial detail clarity of images and the detection results of marine floating algae achieved high accuracy, with a reduction of 51.87% in the area relative error and an increase of

收稿日期: 2023-09-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(41971339); 山东科技大学科研创新团队支持计划项目(2019TDJH103)

作者简介: 朱红春(1977—), 男, 山东泰安人, 教授, 博士, 主要从事 GIS 应用、遥感图像处理与分析的研究。

E-mail: sdny_xa@163.com

2.41% in the F_1 value. As a successful practice in enhancing the accuracy of detecting marine floating algae targets using GOCI remote sensing images, this study provides a valuable reference for achieving the dynamic and fine-grained monitoring of marine targets.

Key words: GOCI image; data fusion; super-resolution reconstruction; marine floating algae detection; deep learning

全球海洋藻类爆发事件逐渐增多,给海洋生态系统和当地经济带来了严重影响^[1]。因此,实现藻类的高精度探测和高频次变化监测对于预防和治理藻类灾害至关重要。遥感监测技术具有监测范围广、周期短、人工成本低等优势,是海洋漂浮藻类探测的重要手段,可以实现海洋漂浮藻类的目标探测及变化监测,有助于及早发现和预测藻类爆发事件,为控制藻类爆发事件提供有力支持。

近年来,一些研究学者采用中高分辨率遥感影像进行海洋漂浮藻类探测,且达到了较高的预测精度,如搭载高分辨率多光谱成像仪的哨兵 2 号(Sentinel-2)卫星^[2]、高分辨率对地观测系统(high-resolution earth observation system, GF)^[3]。然而,这些遥感影像的重访周期往往较长,难以实现对海洋目标和对象高频次的变化监测。针对上述问题,一些研究学者通过搭载地球同步海洋水色成像仪(geostationary ocean color imager, GOCI)的卫星进行海洋漂浮藻类的高频次监测。陈莹等^[4]利用 GOCI 影像对黄海绿潮进行了信息提取,获得了绿潮漂移轨迹。李潇凡等^[5]利用 GOCI 影像结合语义分割网络 U-Net 实现了对东海大型漂浮藻类的监测。程玉等^[6]基于 GOCI 影像数据对渤海海域进行赤潮信息遥感监测与分析,并研究了赤潮信息的昼变化规律。综上所述,GOCI 影像在海洋漂浮藻类遥感监测中具有实用性,但是 GOCI 影像的低空间分辨率严重影响了海洋漂浮藻类遥感应用的效果。因此,亟需对遥感影像数据进行诸如超分辨率重建的降尺度处理,提高遥感数据在海洋漂浮藻类探测的精度。

目前图像超分辨率(super-resolution, SR)方法在遥感影像数据处理方面得到广泛的应用。图像超分辨率重建技术通过重建低分辨(low-resolution, LR)图像的分辨率,得到高分辨率(high-resolution, HR)图像,从而突破现有硬件条件的限制,增加图像细节,提高图像分辨率^[7]。以往使用的图像超分辨率算法虽然速度较快且使用方便,但存在纹理信息重建效果不佳、图像质量不高等不足。对于大尺寸的图像,传统方法难以准确估计缺失的信息。因此,基于深度学习的超分辨率重建方法应运而生。基于深度学习的超分辨率重建方法,不仅使超分辨率算法的重建功能变得更加强大,也弥补了原有算法存在的不足^[8]。在海洋藻类探测方面,Cui 等^[9]引入一种超分辨率方法,将 GF-4 影像的空间分辨率提升至 25 m,使影像具有更高的清晰度和对比度,提升了藻类斑斑与海水的区分能力,可更准确地估计藻类覆盖面积。综上,超分辨率重建技术和 GOCI 影像在探测海洋漂浮藻类方面均得到广泛应用,但缺少将二者结合应用的。

本研究采用深度学习超分辨率重建技术,建立 Sentinel-2 影像域中低分辨率到高分辨率的映射关系,将该映射关系应用于 GOCI 影像,以恢复丢失的高频信息,并基于超分辨率重建后的 GOCI 影像,结合 U-Net 深度学习网络,实现对海洋漂浮藻类的大范围、高精度探测,解决因数据低空间分辨率导致的海洋漂浮藻类灾害面积高估问题。

1 研究区及数据源

1.1 研究区概况

选择黄海部分区域(34°N~37°N,120°E~123°E)作为研究区(图 1)。黄海位于中国东部,面积约 238 000 km²,平均水深为 44 m,是中国重要的渔业和海洋经济区之一。受季风的影响,黄海夏季出现风向变化、水温升高、盐度下降以及养分富集等现象,为漂浮藻类的生长繁殖提供了适宜的环境条件。因此,黄海经常在夏季出现藻类爆发事件,对海洋生态环境和渔业资源造成严重影响。

1.2 数据源

本研究采用两种卫星传感器的数据,即搭载了多光谱成像仪的 Sentinel-2 数据和地球同步海洋水色成像仪的 GOCI 数据。Sentinel-2 A 和 Sentinel-2 B 卫星系统分别于 2015 年 6 月和 2017 年 3 月发射。双

星联合使得 Sentinel-2 的时间分辨率高达 5 d,红波段、绿波段、近红外波段空间分辨率为 10 m,非常适合进行高精度的海洋漂浮藻类探测。因此,本研究选择由这三个波段组成的 Sentinel-2 影像作为超分辨率重建模型的训练数据集。此外,GOCI 是一款在地球同步轨道上运行的卫星传感器,专门用于监测海洋生态系统的变化。北京时间 8:15—15:15,GOCI 能够提供空间分辨率 500 m、时间分辨率 1 h 的影像数据,覆盖范围 2 500 km×2 500 km,实现了高时间分辨率与大宽幅的结合。为确保两幅影像在结构和特征上尽可能相似,更好地恢复 GOCI 遥感影像的空间细节,本研究选择与 Sentinel-2 影像相近时间、同一区域的无云有效数据作为实验数据集,进行超分辨率的重建与海洋漂浮藻类的探测,影像详细信息见表 1。

2 研究方法

2.1 超分辨率影像重建方法

本研究采用超分辨率生成对抗网络(super-resolution generative adversarial networks, SRGAN)和增强超分辨率生成对抗网络(enhanced super-resolution generative adversarial networks, ESRGAN)对 GOCI 影像进行超分辨率重建,SRGAN 和 ESRGAN 均基于生成对抗网络的超分辨率重建技术。ESRGAN 是 SRGAN 的增强版本,引入密集残差块(residual-in-residual dense block, RRDB),大大提升了 SRGAN 的性能,使网络训练更加充分。此外,ESRGAN 提出一种新方法处理感知损失,即在激活之前使用视觉几何组(visual geometry group, VGG)特征,从而获得更加精细的边界,视觉效果更加逼真。迄今为止,这两种方法均被广泛应用于单幅遥感影像的超分辨率重建^[10-11]。超分辨率重建过程如图 2 所示。

1) 数据预处理。首先,根据 GOCI 影像和 Sentinel-2 影像的各个波段的带宽和波段中心设置,选择近红外波段、红波段和绿波段作为模型的输入数据,并进行大气校正等预处理工作。然后,对 GOCI 影像进行裁剪,将 Sentinel-2 影像重采样至 60 m 作为 HR 影像,再模糊处理并降采样至 240 m,得到 LR 影像。接着,对影像进行切片,将 HR 影像分割成 128×128 像元大小的图像块,对应的 LR 图像分割成 32×32 像元大小的图像块。最后,采用翻转、旋转等方法^[12]进行数据扩充,共得到 8 000 对 HR-LR 数据对用于训练图像超分辨率重建模型。

2) 模型训练。为了训练超分辨率重建模型,首先,根据专家经验和连续调参尝试,设置迭代次数为 50 000,初始学习率 $l_r=1\times 10^{-4}$,学习率每迭代 10 000 次后减半,批尺寸设置为 16。然后,将第 1)步的 HR-LR 数据对作为网络的输入数据,生成器通过卷积层和 RRDB 进行图像特征提取,再通过第二个卷积层,进一步学习 LR 到 HR 的映射关系,提取更加抽象和高级的特征表示,然后通过上采样层和两个卷积层将 LR 图像转换为高分辨率的 SR 图像。使用判别器评估生成的 SR 图像和真实的 HR 图像的相似性。通过不断调整生成器和判别器的参数,使得生成的超分辨率影像和真实的高分辨率影像差异最小化。

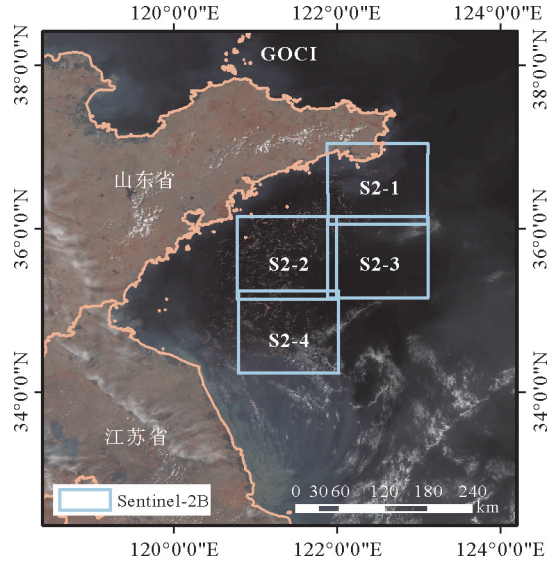


图 1 研究区位置图

Fig. 1 Location map of the study area

表 1 研究使用的 Sentinel-2 和 GOCI 影像

Table 1 Sentinel-2 and GOCI images used in the study

时间	数据集
2019 年 6 月 23 日 10 点 35 分	S2B_MSIL1C_20190623T023559_T51SVV
	S2B_MSIL1C_20190623T023559_T51SVU
	S2B_MSIL1C_20190623T023559_T51SUV
	S2B_MSIL1C_20190623T023559_T51SUU
2019 年 6 月 23 日 10 点 15 分	COMS_GOCI_L1B_GA_20190623051640

3) 迁移重建。将 GOCI 影像输入到第 2) 步训练好的超分辨率重建模型中,得到重建后的 GOCI 影像。

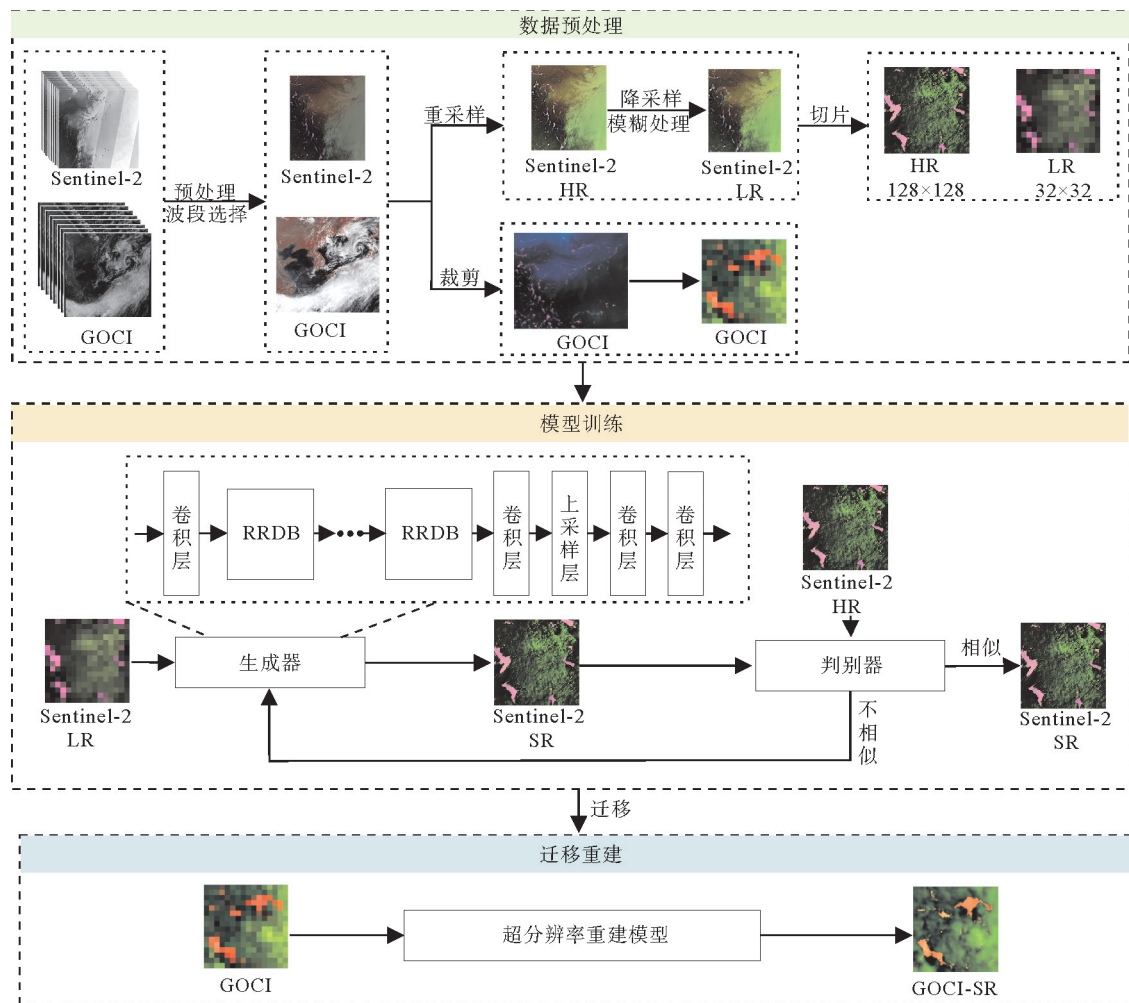


图 2 超分辨率重建示意图

Fig. 2 Schematic diagram of super-resolution reconstruction

2.2 U-Net 深度学习网络

本研究使用深度语义分割网络 U-Net 探测海洋漂浮藻类。该网络被广泛应用于遥感影像的解译与分析^[5,13-14],具有很好的鲁棒性。U-Net 网络特点是长跳跃连接与对称结构。长跳跃连接能避免因网络过深问题而导致的梯度下降现象,而解码层与编码层之间的对称性使得跳跃连接效果得到显著提升,使网络输入与输出大小相当,可以更好地完成端对端的语义分割任务。其架构如图 3 所示。

本研究首先对重建后的 GOCI 影像进行目视解译,生成相应的标签,包括海洋漂浮藻类和海水。然后,将重建后的影像数据和相应的标签随机裁剪出 128×128 像元大小的训练图像,用于网络训练和测试。最后,基于重建前后的 GOCI 影像对海洋漂浮藻类探测结果进行精度计算。

2.3 评价精度指标

本研究使用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似性(structure similarity index measure, SSIM)两种指标对重建的图像进行质量评估,以确保其准确性和可靠性。PSNR 通过计算 SR 图像和 HR 图像之间的误差平方和衡量图像的质量,PSNR 值越高,说明两幅图像之间的差异越小。SSIM 是一种基于人类视觉感知原理的指标,通过比较图像的亮度、对比度和结构相似性三个方面的差异来计算相似程度,SSIM 值越接近 1,说明两幅图像之间的相似性越高。SSIM 能够更好地模拟人眼对图像质量的感知,更

准确地评估图像的局部变化。此外,本研究采用 F_1 值^[15]和海洋漂浮藻面积来评估海洋漂浮藻类探测结果。

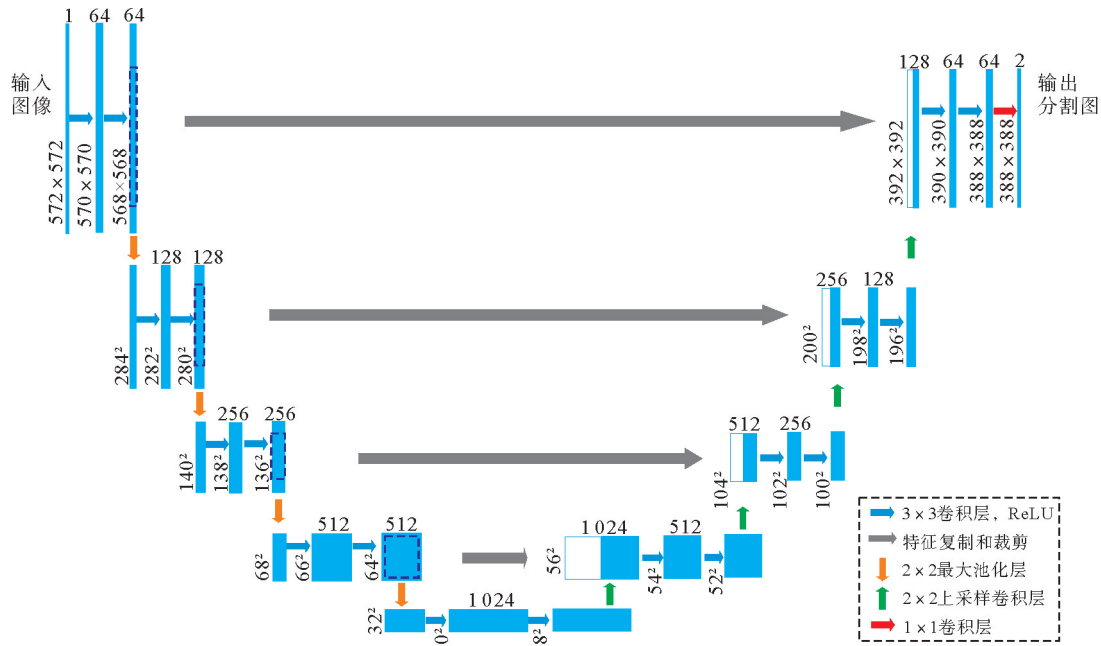


图 3 U-Net 网络架构

Fig. 3 Network structure of U-Net

表 2 评价指标及计算式中, V_{MSE} 表示均方误差,即样本的真实值与预测值的匹配程度; x 和 y 分别代表两幅图像, $l(x, y)$ 、 $c(x, y)$ 和 $s(x, y)$ 分别表示亮度、对比度和结构相似性; V_{TP} 是模型正确分类的正样本数; V_{FN} 是模型错误分类的正样本数; V_{TN} 为模型正确分类的负样本数; V_{FP} 是模型错误分类的负样本数。

3 结果分析与讨论

3.1 GOCI 影像的超分辨率重建

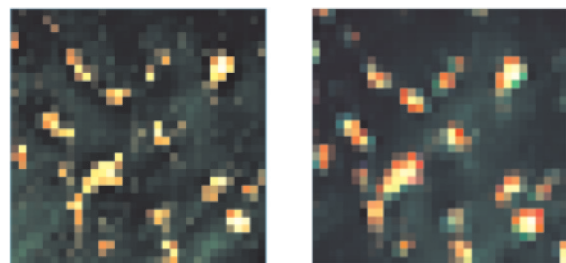
在进行超分辨率重建之前,本研究基于 Sentinel-2 低分辨率影像及其对应的 GOCI 影像,计算 PSNR 和 SSIM 两个指标,并衡量二者之间的相似性,以评估超分辨率重建模型的可迁移性。结果表明,两幅影像的 PSNR 平均值为 36.00 dB, SSIM 平均值为 0.85。即 Sentinel-2 低分辨率影像与 GOCI 影像之间的特征和结构相似度较高,这也证实了将从 Sentinel-2 影像域中学习到的低分辨率与高分辨率之间的映射迁移到 GOCI 影像域的可行性。图 4 展示了相近时间、同一区域的 Sentinel-2 LR 影像与 GOCI 影像。

本研究采用 ESRGAN 和 SRGAN 方法对 GOCI 影像进行 4 倍超分辨率重建,并计算不同测试影像在

表 2 评价指标及计算式

Table 2 Evaluation indicators and calculation formulas

评价指标	计算式
PSNR	$f_{PSNR} = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255^2}{V_{MSE}} \right)$
SSIM	$f_{SSIM} = l(x, y) \times c(x, y) \times s(x, y)$
精确率	$f_{precision} = \frac{V_{TP}}{V_{TP} + V_{FP}}$
召回率	$f_{recall} = \frac{V_{TP}}{V_{TP} + V_{FN}}$
F_1 值	$F_1 = \frac{2 \times f_{precision} \times f_{recall}}{f_{precision} + f_{recall}}$



(a) Sentinel-2 LR

(b) GOCI

图 4 Sentinel-2 LR 影像与 GOCI 影像示例

Fig. 4 Examples of Sentinel-2 LR images and GOCI images

两种超分辨率重建方法下的评估指标(见表 3)。由表 3 可以看出,基于 ESRGAN 方法的 PSNR 平均值为 34.90 dB,SSIM 在 0.84 到 0.92 之间;基于 SRGAN 方法的 PSNR 平均值为 33.50 dB,SSIM 在 0.79 到 0.85 之间。相较于 SRGAN 方法,ESRGAN 方法重建后的影像在 PSNR 和 SSIM 值均表现出明显优势。值得注意的是,ESRGAN 方法的 SSIM 指标最高为 0.92,表明超分辨率重建后的影像与 HR 影像在结构、亮度、对比度三个方面均具有极高的相似性,也表明这两类影像具有很高的光谱相似性。上述结果表明,ESRGAN 算法优于 SRGAN 算法,重建后的影像具有更清晰的空间细节。因此,ESRGAN 方法在 GOCI 影像超分辨率重建中更具有潜力。

图 5 为 4 幅测试影像 ESRGAN 重建效果示例图。其中,图 5(a)~5(d)为原始 GOCI 影像,空间分辨率为 500 m,在探测海洋漂浮藻类时存在混合像元问题时,会因忽略较小藻类图斑出现探测不完全的问题,而难以准确估计海洋漂浮藻类面积;图 5(e)~5(h)是基于 ESRGAN 重建后的 GOCI 影像,图 5(i)~5(l)为相近时间、相同区域的 Sentinel-2 HR 影像。通过对比 GOCI 原始影像与

ESRGAN 重建后的影像发现,ESRGAN 超分辨率重建技术提升了 GOCI 影像空间分辨率,改善了 GOCI 影像的视觉效果。经过超分辨率重建后的影像中藻类斑块的清晰度和对比度均得到显著提高,空间细节更加丰富,可以更好地区分不同目标。

表 3 不同超分辨率重建方法的测试影像重建结果

Table 3 Test image reconstruction results of different GAN methods

测试影像	ESRGAN 方法		SRGAN 方法	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
测试影像 1	33.50	0.84	31.60	0.79
测试影像 2	35.20	0.89	33.40	0.82
测试影像 3	36.30	0.92	34.80	0.85
测试影像 4	34.50	0.86	34.20	0.83
均值	34.90	0.88	33.50	0.82

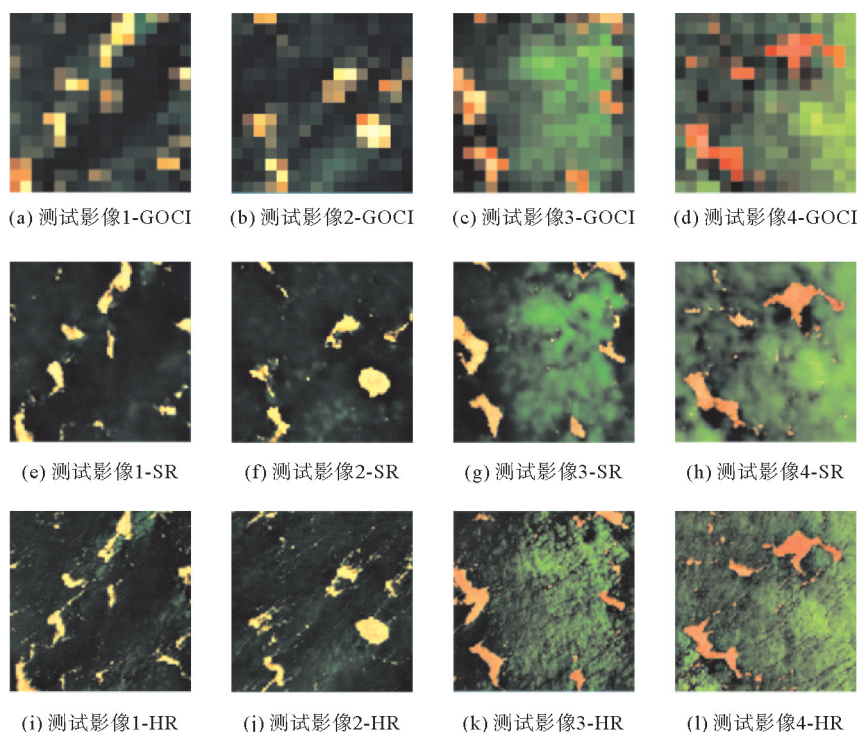


图 5 重建后影像结果对比示例

Fig. 5 Example of comparison of image results after reconstruction

对比超分辨率重建后的 GOCI 影像和同时期同区域的 Sentinel-2 影像可以看出,藻类目标的形状和姿态得到较好的还原,且空间细节吻合较好,但由于混合像元的影响,微小的藻类像元重建效果不佳。此外,由于两种卫星遥感数据获取时间的细微差异,海洋漂浮藻类在风和海面洋流的影响下,在一定时间内不可避免地发生形态、位置上微小的偏移。根据前文展示的重建影像指标对比与呈现的重建效果,说明 ESRGAN 重建算法应用在海洋漂浮藻类监测方面具有较高的实用性,使得基于 GOCI 影像的海洋漂浮藻类精细化提取成为可能。重建后的影像依然具备 GOCI 影像时间分辨率高与海域覆盖面积大的特点,因此能够对海域内的漂浮藻类进行大范围、高频次地连续时空变化监测。

3.2 基于重建影像的漂浮藻类提取结果与分析

本研究通过无云雾遮盖测试影像进行了海洋漂浮藻类探测。重建前后 GOCI 影像提取漂浮藻类结果如图 6 所示,可以明显看出,原始 500 m 分辨率的 GOCI 影像(图 6(a))漂浮藻类目标提取图斑的边界较为粗糙,与经过 ESRGAN 算法 4 倍超分辨率重建后的影像(图 6(d))相比,影像的空间分辨率明显提高,显著提升了海洋漂浮藻类的提取效果。为了更直观地观察基于重建前后 GOCI 遥感影像的海洋漂浮藻类探测结果,本研究根据海洋漂浮藻类大小及密集程度获得大型密集藻(图 6(b)、图 6(e))、小型密集藻(图 6(c)、图 6(f))两个区域的识别结果。其中,在大型密集藻区域,与 GOCI 影像相比,超分辨率重建后的 GOCI (GOCI-SR)影像的识别更精确,海洋漂浮藻类轮廓更精细;在小型密集藻区域,原始 GOCI 影像忽略了大部分小型漂浮藻类,GOCI-SR 能识别出小型漂浮藻类。因此,经过超分辨率重建后的 GOCI 遥感影像,海洋漂浮藻类提取图斑的边缘细节明显改善,海洋漂浮藻类图斑边界更加清晰,有助于更准确地捕捉海洋漂浮藻类的细节特征,包括海洋漂浮藻类的纹理、结构和其他微小特征,更好地区分海洋漂浮藻类和其他物体,提高探测精度。

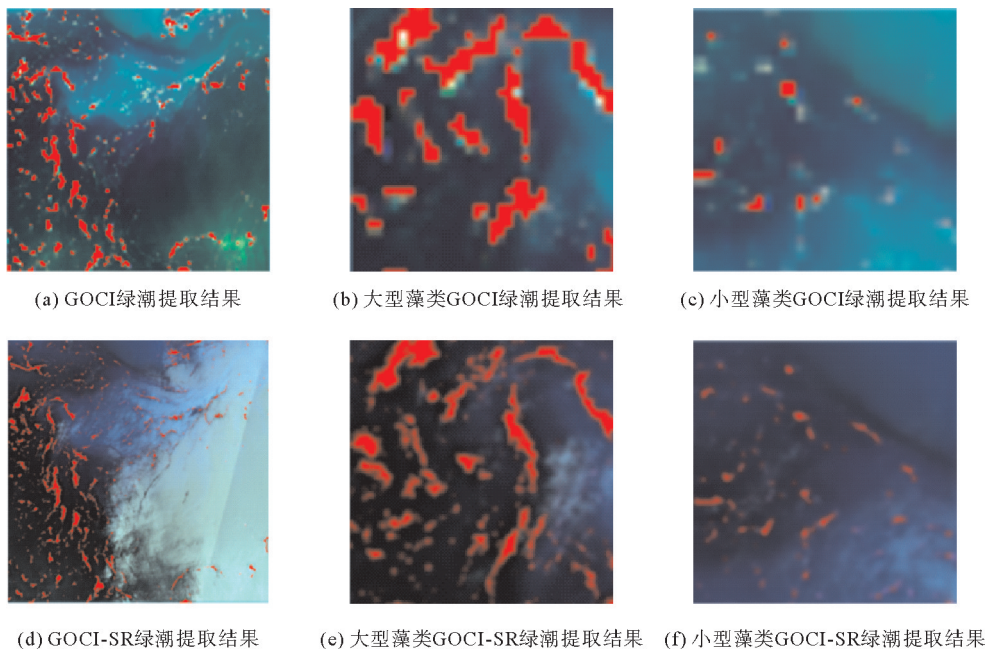


图 6 重建前后影像的绿潮提取结果

Fig. 6 Green tide extraction results from images before and after reconstruction

基于 U-Net 深度语义分割网络对不同遥感影像进行海洋漂浮藻类的提取,提取结果如表 4 所示。原始 GOCI 影像分辨率为 500 m,藻类像元数为 993,藻类覆盖面积为 248.25 km²;4 倍超分辨率重建后的影像为 125 m 分辨率,藻类像元数为 10 733,藻类覆盖面积为 167.70 km²。重建前后影像的提取藻类覆盖面积比为 1.48。同时,将 Sentinel-2 影像降采样至 125 m,并对其进行藻类探测与面积提取,相比于原始 GOCI 影

像,超分辨率重建后的 GOCI 影像的藻类提取面积更接近 Sentinel-2 影像(空间分辨率 125 m)。本实验假设 125 m 的 Sentinel-2 影像为参考影像,基于该影像的海洋漂浮藻类提取面积为参考值,则基于 GOCI 影像和 GOCI-SR 影像提取海洋漂浮藻类的绝对误差分别是 92.97 和 12.42 km²,相对误差分别是 59.87% 和 8.00%,经过超分辨率重建后的 GOCI 影像相比于原始 GOCI 影像,相对误差减小了 51.87%,大幅提高了海洋漂浮藻类面积的估算精度。此外,根据表 4 可知,本研究基于 U-Net 方法对重建后的 GOCI 影像提取藻类的 F_1 值为 88.50%,相比于使用原始 GOCI 影像对海洋漂浮藻类进行探测, F_1 值提高了 2.41%,仅比 Sentinel-2 影像低了 0.40%。

上述结果表明,对于原始分辨率 GOCI 数据,可以大致获得漂浮藻类的分布区域,但很难准确估计面积。这是因为漂浮藻类在 GOCI 数据中很难完全覆盖一个像素区域,当进行像素级的面积估计时,得出的面积往往比真实的覆盖面积大很多。通过 ES-RGAN 对 GOCI 影像进行超分辨率重建,提高了影像的分辨率,明显改善

表 4 基于不同遥感影像的藻类提取结果统计表

Table 4 Algae extraction area statistics based on different remote sensing images

指标	GOCI (500 m)	GOCI-SR (125 m)	Sentinel-2 (125 m)
像元数	993	10 733	9 937
覆盖面积/km ²	248.25	167.70	155.28
F_1 /%	86.09 ^[5]	88.50	88.90

了漂浮藻类目标的提取效果,降低了因影像低空间分辨率带来的漂浮藻类覆盖面积高估的影响。值得注意的是, Li 等^[2]采用 Sentinel-2 影像和李潇凡等^[5]采用 GOCI 影像进行漂浮藻类识别,均只采用单一的数据源,无法兼顾高时间分辨率与高空间分辨率。而本研究将中高空间分辨率的 Sentinel-2 影像与具有高时间分辨率的 GOCI 影像相结合,经过超分辨率重建后,将 GOCI 影像的空间分辨率提升至 125 m,同时保留了 GOCI 影像的高时间分辨率。这种方法使得 GOCI 影像能够更好地应用于大范围、长时序的海洋藻类灾害的高频次监测。

4 结论

海洋漂浮藻类受海流、风向等因素的影响,运动轨迹变化较快,使用单一数据源或简单利用不同数据源之间的互补性难以实现高频次、高精度监测。针对该问题,本研究应用超分辨率重建技术,提升了 GOCI 影像的空间分辨率,并利用 U-Net 方法对重建后的 GOCI 影像进行了海洋漂浮藻类的探测。结果表明:

1) 在重建方法上,ESRGAN 比 SRGAN 具有更高的影像重建精度,PSNR 均值提升 1.40 dB,SSIM 提升 0.06。因此,选择 ESRGAN 方法对 GOCI 影像进行 4 倍超分辨率重建,将其空间分辨率提升至 125 m。

2) 在探测精度上,相比于原始 GOCI 影像,超分辨率重建后 GOCI 影像提取海洋漂浮藻类面积的相对误差下降了 51.87%, F_1 值提高了 2.41%,表明经过超分辨率重建后的 GOCI 影像对海洋漂浮藻类的探测效果明显改善,可更好地应用于大范围、长时序的海洋藻类灾害的连续动态监测。

本研究基于深度学习超分辨率影像重建技术对低空间分辨率 GOCI 影像进行重建,该技术具有十分广阔的应用前景。然而,在实际的卫星遥感影像获取环境中,由于各种因素的干扰,高分辨率影像到低分辨率的退化过程非常复杂,需要对该过程的机制与原理进行更细致地探索,以更好地应对各种干扰因素,提高重建效果。此外,本研究仅针对光学影像进行了探索和研究,而微波数据具有全天候、穿云透雾的能力,在未来研究中,可以尝试将光学影像和微波数据结合起来,以更好地发挥多源遥感影像的优势,提高重建效果。

参考文献:

- [1] QI L, HU C M, WANG M Q, et al. Floating algae blooms in the East China Sea[J]. Geophysical Research Letters, 2017, 44: 11501-11509.
- [2] LI J Y, ZHANG S J, ZHANG C, et al. Distinguishing ulva prolifera and sargassum horneri by using multi-feature-based ResUnet algorithm[J/OL]. Marine Geodesy, 2023. DOI:10. 1080/01490419. 2023. 2197265.

- [3] 陈莹. 基于多源卫星数据的黄海漂浮藻类遥感监测技术研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2020.
CHEN Ying. Remote sensing of floating macroalgae blooms in the Yellow Sea using multi-source satellite observations[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2020.
- [4] 陈莹, 孙德勇, 张海龙, 等. 结合 GOCI 数据的黄海绿潮遥感监测及漂移轨迹研究[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 7-19.
CHEN Ying, SUN Deyong, ZHANG Hailong, et al. Remote-sensing monitoring of green tide and its drifting trajectories in Yellow Sea based on observation data of geostationary ocean color imager[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(3): 7-19.
- [5] 李潇凡, 王胜强, 翁轩, 等. 基于 UNet 深度学习算法的东海大型漂浮藻类遥感监测[J]. 光学学报, 2021, 41(2): 18-26.
LI Xiaofan, WANG Shengqiang, WENG Xuan, et al. Remote sensing of floating macroalgae blooms in the East China Sea based on UNet deep learning model[J/OL]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(2): 18-26.
- [6] 程玉, 张圣佳, 李金宇, 等. 基于 GOCI 的渤海海域赤潮信息遥感监测与分析[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2021, 40(4): 11-20.
CHENG Yu, ZHANG Shengjia, LI Jinyu, et al. Remote sensing monitoring and analysis of red tide information in Bohai Sea based on GOCI[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2021, 40(4): 11-20.
- [7] 杨才东, 李承阳, 李忠博, 等. 深度学习的图像超分辨率重建技术综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(9): 1990-2010.
YANG Caidong, LI Chengyang, LI Zhongbo, et al. Review of image super-resolution reconstruction algorithms based on deep learning[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2022, 16(9): 1990-2010.
- [8] 李佳星, 赵勇先, 王京华. 基于深度学习的单幅图像超分辨率重建算法综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(10): 2341-2363.
LI Jiaying, ZHAO Yongxian, WANG Jinghua. A review of single image super-resolution reconstruction algorithms based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(10): 2341-2363.
- [9] CUI T W, LI F, WEI Y H, et al. Super-resolution optical mapping of floating macroalgae from geostationary orbit[J]. Applied Optics, 2020, 59(10): C70-C77.
- [10] 韩志晟, 孙丕川, 唐超. 面向单幅遥感图像的生成对抗网络超分辨率重建[J]. 测绘通报, 2021(8): 106-110.
HAN Zhisheng, SUN Pichuan, TANG Chao. Generative adversarial network super-resolution reconstruction for single remote sensing image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(8): 106-110.
- [11] 闵杰, 张永生, 于英, 等. 增强型遥感影像 SRGAN 算法及其在三维重建精度提升中的应用[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(8): 1631-1644.
MIN Jie, ZHANG Yongsheng, YU Ying, et al. Enhanced remote sensing image SRGAN algorithm and its application in improving the accuracy of 3D reconstruction[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(8): 1631-1644.
- [12] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J/OL]. Journal of Big Data, 2019, 6. DOI:10.1186/s40537-019-0197-0.
- [13] KIM S M, SHIN J, BAEK S, et al. U-Net convolutional neural network model for deep red tide learning using GOCI[J]. Journal of Coastal Research, 2019, 90: 302-309.
- [14] 李敬虎, 邢前国, 郑向阳, 等. 基于深度学习的无人机影像夜光藻赤潮提取方法[J]. 计算机应用, 2022, 42(9): 2969-2974.
LI Jinghu, XING Qianguo, ZHENG Xiangyang, et al. Noctiluca scintillans red tide extraction method based on UAV images and deep learning[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(9): 2969-2974.
- [15] YACOUBY R, AXMAN D. Probabilistic extension of precision, recall, and F1 score for more thorough evaluation of classification models[C]//Proceedings of the First Workshop on Evaluation and Comparison of NLP Systems. Washington: Association for Computational Linguistics, Nov. 20, 2020: 79-91.

(责任编辑:高丽华)