

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416765

基于 CBAM-SRResNet 的水下图像超分辨率重建研究^{*}

杨同 魏为民 符程程 杨天澄 薛梅

(上海电力大学计算机科学与技术学院 上海 200000)

摘要: 由于水体特性对光的吸收和散射作用,水下图像通常呈现细节模糊、分辨率低等问题,为提升水下图像的清晰度,提出一种基于 CBAM-SRResNet 的水下图像超分辨率重建方法。该方法将混合注意力机制引入到深度残差网络中,从而提高水下图像的清晰度。其次,引入结构相似性损失函数,从而能够更好地保护图像内容,提高图像质量,使得训练结果更加符合人类视觉感知。实验结果显示,基于 CBAM-SRResNet 的水下图像超分辨率重建方法能够有效地处理水下图像模糊、分辨率低等问题,在不同数据集上与其他多种水下图像重建方法相比,该方法在 PSNR 上提高了 0.69~2.43 dB,在 SSIM 上提高了 2.66%~7.17%,在各项性能指标上均表现优异。

关键词: 水下图像;注意力机制;超分辨率重建;SRResNet

中图分类号: TP391;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research on underwater image super-resolution reconstruction based on CBAM-SRResNet

Yang Tong Wei Weimin Fu Chengcheng Yang Tiancheng Xue Mei

(School of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200000, China)

Abstract: Due to the absorption and scattering of light by water characteristics, underwater images usually present problems such as blurred details and low resolution. In order to improve the clarity of underwater images, an underwater image super-resolution reconstruction method that improves SRResNet is proposed. This method introduces the hybrid attention mechanism into the deep residual network to enhance the clarity of underwater images. Secondly, the structural similarity loss function is introduced to better protect image content, improve image quality, and make the training results more consistent with human visual perception. Experimental results show that the underwater image super-resolution reconstruction method based on improved SRResNet can effectively deal with problems such as blurred underwater images and low resolution. Compared to various other underwater image reconstruction methods on different datasets, this method improved the PSNR by 0.69 dB to 2.43 dB and the SSIM by 2.66% to 7.17%, demonstrating superior performance across all metrics.

Keywords: underwater image; attention mechanism; super-resolution reconstruction; SRResNet

0 引言

随着科技的进步,自主远程操作的水下传感器被广泛的用于水下资源的探索以及水下环境的监测。然而,由于水体存在对光的吸收和散射等诸多特性,导致传感器所提取的水下图像呈现图像质量严重退化,低分辨率,低对比度等问题,进而影响后续的水下图像研究任务。因此,对水下图像进行复原至关重要,提升图像的清晰度和还原其细节对于水下资源的利用与探索具有重要意义^[1]。为此,众多研究学者对其进行了深入的探索,并取得了许多研究成

果^[2]。从传统的水下图像处理方法来看,处理方法大多数是基于先验知识和物理模型,如 Zhang 等^[3]提出了一种新的水下图像形成模型,该模型考虑了水下成像和光的特性,并基于联合先验的水下图像介质透射率估计方法,分别预测了水下图像 3 个通道的介质透射率,研究结果复原后的图像效果较好。胡学龙等^[4]为了应对光在水下传播过程中能量散射和衰减所导致的一系列问题,提出一种改进暗通道先验水下彩色图像复原算法,该算法能够在一定程度上提高水下图像的对比度。朱军等^[5]提出了一种针对水下扰动视频图像的图像复原方法,该方法能够有效降低水对图

收稿日期:2024-08-30

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61602295)项目资助

像的干扰。朱振杰等^[6]针对水下光衰减和散射导致的水下图像质量降低等问题,提出一种基于暗原色先验原理的水下图像增强方法,并使用软抠图技术对图像暗通道进行细化,实验表明,该方法能有效地去除水下图像中的雾色,提高水下图像的对比度。陈哲等^[7]提出了一种基于梯度先验的水下图像恢复方法,该方法能够有效地抑制水下图像噪声,提高水下图像的信噪比、清晰度和对比度。由此可见,传统的水下图像处理方法在一定程度上可以解决一些水下图像处理问题;然而,其复杂性、对环境条件的依赖以及缺乏通用性等缺点限制了其在实际应用中的效果和适用范围。随着深度学习等技术的发展,越来越多的研究开始探索基于数据驱动的水下图像处理方法,以克服传统方法的局限性。

深度学习作为一种数据驱动的方法,在处理水下图像方面具有适应性强、处理复杂数据、泛化能力强等优点,这些优点使得深度学习方法成为当前水下图像处理领域的主流方法之一。如丁元明等^[8]为了应对光的散射和衰减导致水下图像出现颜色失真和细节模糊对比度低的问题,提出基于生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)的图像增强方法,研究结果显示,该算法效果较好。李艳等^[9]针对水体悬浮颗粒以及高频随机运动的湍流引起光的散射和吸收而导致水下图像存在纹理模糊、分辨率低、扭曲失真等系列问题,提出基于蓝图可分离卷积(blueprint separable convolutions, BSConv)的轻量级水下图像超分辨率重建网络,实验显示重建的图像质量较好。徐永兵等^[10]为了应对所采集的水下图像质量较低的问题,提出一种多注意力机制引导的双目图像超分辨率重建算法,研究结果表明该算法能实现更高质量的水下图像超分辨率重建。Zheng 等^[11]提出了一种 CABA-Net (combining attention and brightness adjustment network, CABA-Net) 网络,该方法通过提取水下图像的多个特征来实现多分支环境光估计,以实现对环境光的准确估计。王树林等^[12]提出了一种基于双通道的水下图像增强卷积神经网络,实验结果表明,所提出的算法在 UIQM (underwater image quality measure, UIQM) 指标和 Entropy 指标上的效果较好。孙凌宇等^[13]提出了一种新的基于改进 U-Net 的水下图像增强算法,该算法对水下图像增强起到了积极的效果。Li 等^[14]提出了一种基于多焦点从同一角度采集的水下图像序列的超分辨率图像序列生成对抗网络,实验结果表明,与传统的 GAN 方法相比,所提方法在水下图像 SR 中的峰值信噪比和结构相似度均有改进。Arumuga 等^[15]提出了一种采用图像超分辨率技术的轻量级减少级联残差网络,实验结果显示,该方法的重建效果较好。袁红春等^[16]提出一种基于信息蒸馏机制的轻量级水下图像超分辨率重建算法。该算法在普通残差网络的基础上引入了全局特征融合结构、信息蒸馏机制和空间注意力模块,进一步提高了模型的特征表达能力。研究结果比显示,该算法重建图像效果

上均优于其他对比算法。Cherian 等^[17]构建一种源自阿尔法生成对抗网络模型的新方法,比较了平均意见得分、峰值信噪比、结构相似性和水下图像质量测量得分等参数,该模型相较于传统模型的重建效果更好。然而,大多数方法在处理图像时往往忽视了通道间的相关性和空间信息的重要性。许多超分辨率重建方法往往采用简单的卷积操作,无法充分挖掘图像通道间的相关性和空间信息,导致重建结果缺乏细节和清晰度。

SRResNet (super-resolution residual network) 可以进行高效地对图像进行特征提取,生成高分辨率的图像。如 Wang 等^[18]针对由于小尺寸 Plug 样本的核心图像数据有限,无法满足基于深度学习的超分辨率重建对训练样本数量的需求,提出了一种基于迁移学习的数字核心图像超分辨率重建方法,研究结果显示,该算法可以有效实现图像的超分辨率重建。陈全亮等^[19]通过将超透镜参数设计和图像恢复算法两个过程同时纳入成像系统的设计过程,提出了一种联合优化方法来实现基于超透镜的高分辨率成像。卢冰等^[20]解决低照度条件下低分辨率图像的超分辨率重建问题,提出一种基于改进超分辨率残差深度学习网络的低照度图像超分辨率重建方法,实验表明:与现有流行的图像超分辨率重建方法相比,实验结果较好。

因此,为了进一步提升水下图像的重建效果,这篇文章提出了一种以 SRResNet 深度学习模型为框架,引入通道注意力机制和空间注意力机制来改善水下图像的超分辨率重建效果,以更加精细的方式指导网络进行图像重建。

1 CBAM-SRResNet 的水下图像超分辨率重建

1.1 CBAM-SRResNet 深度超分模型

SRResNet 是基于添加到残差学习网络结构中的卷积神经网络^[21]。主体包括两部分:深度残差网络和子像素卷积网络。深度残差网络在卷积神经网络中增加了残差学习模块,有效解决了深度网络中精度退化和梯度色散的问题,加深了网络层数。因此,有效地提高了训练的深度和精度,有助于高效的特征提取并降低图像噪声。子像素卷积网络的主要功能是通过样本学习来增加放大图像的大小和精度。SRResNet 使用低分辨率图像作为其输入,并输出重建的高分辨率图像。图像超分辨率重建的 CBAM-SRResNet 网络结构如图 1 所示。

SRResNet 的目的是训练输入的低分辨率图像和高分辨率图像之间的相应函数,如式(1)所示。

$$H = \alpha(W_{out} * (\alpha(W_{in} * X + b_{in})) + b_{out}) + X \quad (1)$$

其中, * 表示为卷积操作; W_{in} 、 W_{out} 表示为卷积核的权重; b_{in} 和 b_{out} 表示为偏执项; α 表示为激活函数; H 表示为输入图像 X 经过卷积操作得到特征图。

式(1)描述了整个 SRResNet 的映射函数,它包括了输入图像 X 经过一层卷积 W_{in} 和激活函数 α 得到的特征图,然后通过另一层卷积 W_{out} 和激活函数 α 得到的高分辨率图

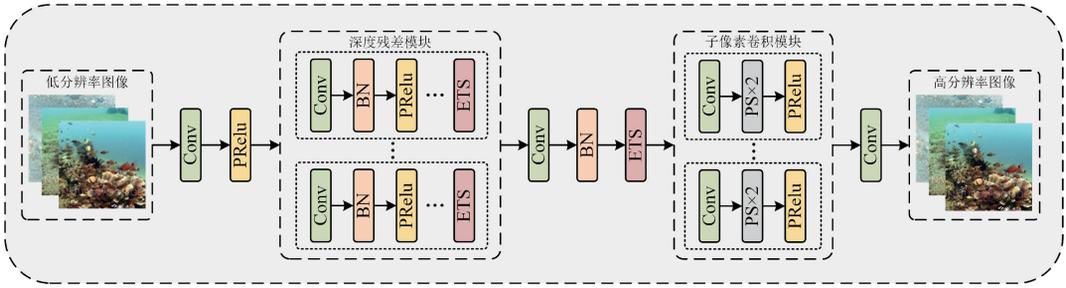


图 1 CBAM-SRResNet 网络结构

Fig. 1 CBAM-SRResNet network structure

像,最后将输入 X 加到输出上实现残差连接。

1.2 混合注意力机制

混合注意力机制是一种结合了不同种类的注意力机制的方法,旨在提高模型对输入数据的处理能力。注意力机制是一种用于深度学习模型的技术,它允许模型集中注意力于输入的特定部分,从而提高模型的性能和效率。在混合注意力机制中,通道注意力机制和空间注意力机制可以通过串联或者并联的方式进行组合。其代表模型就是卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM),该模块包含了通道注意力模块和空间注意力模块,结构如图 2 所示。

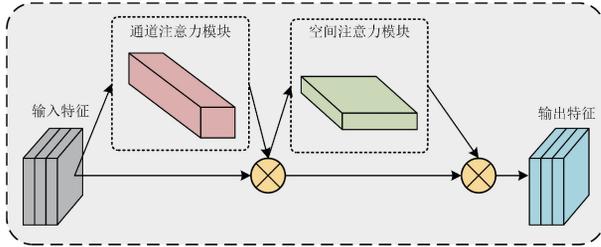


图 2 卷积注意力模块

Fig. 2 Convolutional attention module

1) 通道注意力机制

通道注意力机制^[22]是一种用于增强神经网络性能的技术,特别适用于处理具有多个通道的特征图。它可以帮助模型自动学习特征图中各个通道之间的关系,并据此动态地调整不同通道的重要性,从而提高模型的性能和泛化能力。通道注意力机制的基本思想是对输入的特征图进行全局的统计分析,然后根据这些统计信息动态地分配通道之间的注意力。在通道注意力机制中,通常会通过学习得到一个注意力权重向量,用于调整每个通道的特征响应。通道注意力机制输入的是特征图,维度设计为 $H \times W \times C$, H 表示为特征图高度, W 表示为宽度, C 表示为通道数,通道注意力机制模块的结构如图 3 所示。首先对输入的特征图进行最大池化和平均池化。其次将池化后的结果输入到多层感知器(multilayer perceptron, MLP)中进行学习。最后将 MLP 的输出结果进行加操作,并通过 Sigmoid 函数进行映射处理,最终得到通道注意力值,计算

公式如式(2)所示。

$$M_c(F) = \sigma(MLP(AP(F)) + MLP(MP(F))) \quad (2)$$

其中, MLP 表示为多层感知机, AP 表示为平均池化, MP 表示为最大池化, F 表示为输入的特征图, σ 表示为映射的权重。

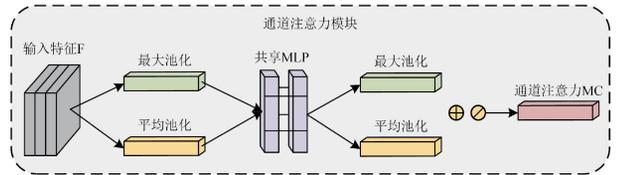


图 3 通道注意力机制模块

Fig. 3 Channel attention mechanism module

2) 空间注意力机制

空间注意力机制^[23]是一种用于处理空间数据的注意力机制。在传统的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)中,每个卷积核都在整个输入图像上滑动,对每个位置的局部区域进行相同的操作。然而,空间注意力机制允许模型在处理图像时,动态地关注不同区域的信息,以便更好地捕捉图像中的重要特征。空间注意力机制的核心思想是在卷积操作之前引入注意力机制,使得模型能够根据每个位置的重要性来加权处理输入特征图。这样,模型可以有选择地关注与任务相关的区域,从而提高了模型的表征能力和泛化能力。空间注意力机制的结构如图 4 所示。首先对输入的特征图进行平均池化和最大池化。其次,将池化后的结果,按照通道拼接。最后对拼接的结果进行卷积操作,并进行激活函数处理,计算公式如式(3)所示。

$$M_s(F) = \sigma(*([AP(F); MP(F)])) \quad (3)$$

其中, $*$ 表示为卷积操作, AP 表示为平均池化, MP 表示为最大池化, F 表示为输入的特征图, σ 表示为映射的权重。

2 实验与评估

2.1 实验设置与数据集

实验使用 Windows 平台作为仿真环境,配备 i5-12500H CPU 和 NVIDIA[®] GeForce[®] RTX 3060 GPU。

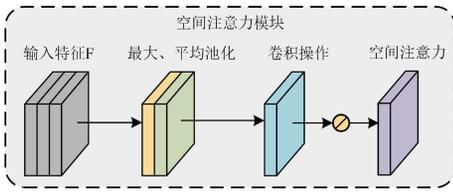


图 4 空间注意力机制模块

Fig.4 Spatial attention mechanism module

使用的开发环境为 Pycharm,实验框架基于 Python 语言实现。深度学习开发环境包括 Python 3.7.16、PyCharm 2022.2.5、Anaconda 22.9.0、PyTorch 1.12.1 + cu117、CUDA 11.6 和 cuDNN 8.7.0.84。

LSUI (large-scale underwater image, LSUI) 数据集包含多张水下图像及其对应的高质量图像,涵盖各种水下场景、物体类别以及深海和洞穴图像。本文从 LSUI 数据集中选取 3 400 张水下图像作为实验数据集,图像的分辨率大小为 128×128 。训练集图像 2 700 张,验证集图像 400 张,测试集图像 300 张并分成 Set-1、Set-2、Set-3 三个数据集。在模型训练过程中,批量大小设置为 16,迭代次数设置为 50,以 0.01 为初始学习率并随着训练不断衰减,衰减因子为 0.5。

2.2 评价指标

SSIM (structural similarity)和 PSNR (peak signal-to-

noise ratio)^[24-25]是两种常用的图像质量评价指标。SSIM 衡量原始图像与重建图像之间的结构相似性,越高表示重建图像质量越好;而 PSNR 则度量重建图像的失真程度,数值越高表示失真越小,质量越好。综合考虑它们可以更全面地评估图像重建结果的质量,具体公式如式(4)与式(5)所示。

$$PSNR(x, y) = \frac{MAX^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - y)^2} \tag{4}$$

其中, x 和 y 分别表示为模型输出的高分辨率图像和真实的高分辨率图像,MAX 表示为图像像素的最大可能取值。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \tag{5}$$

其中, x 和 y 分别表示为模型输出的高分辨率图像和真实的高分辨率图像; μ_x 和 μ_y 是 x 和 y 的像素值的平均值; σ_x^2 和 σ_y^2 是 x 和 y 的像素值的方差; σ_{xy} 是 x 和 y 的像素值之间的协方差; c_1 和 c_2 是用于稳定计算的常数。

2.3 对比实验

基于放大倍率 $\times 2$,即将 128×128 原图进行两倍下采样输出为 64×64 的低分辨率图像,以此作为模型输入。分别在 3 种数据集上进行模型测试,改进 SRResNet 的实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法的测试评估

Table 1 Test evaluations of different methods

方法	Set-1		Set-2		Set-3	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
VDSR	27.12	0.846 7	27.20	0.854 0	27.19	0.848 0
OBVSR ^[26]	27.68	0.861 5	28.03	0.865 5	27.90	0.863 5
SRResNet	27.81	0.885 2	27.88	0.893 3	27.79	0.892 8
SRCNN	28.21	0.883 0	28.47	0.892 7	28.54	0.893 0
IDBCNN ^[27]	28.33	0.865 5	28.84	0.875 4	28.61	0.875 6
本文	29.28	0.911 8	29.53	0.920 3	29.62	0.919 7

从表 1 可以看出本文方法在 Set-1、Set-2 和 Set-3 上均具有更好的重建效果。相较于 SRResNet,在 Set-1 重建的 PSNR 提升了 1.47 dB,SSIM 提升了 0.026 6;在 Set-2 重

建的 PSNR 提升了 1.65 dB,SSIM 提升了 0.027;在 Set-3 重建的 PSNR 提升了 1.83 dB,SSIM 提升了 0.026 9。具体的结果如图 5~7 所示。

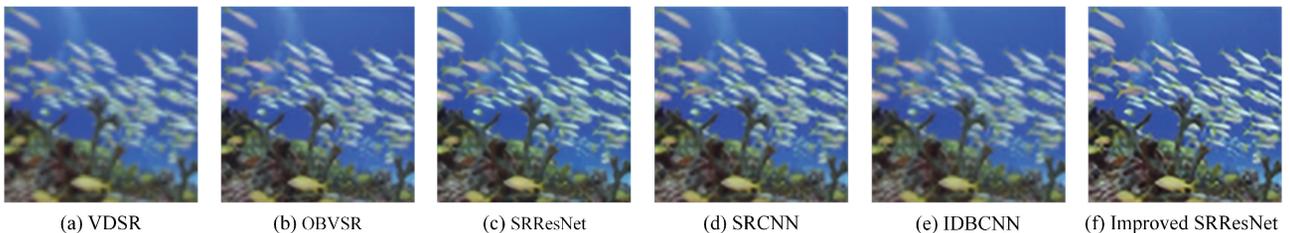


图 5 数据集-1

Fig.5 Set-1

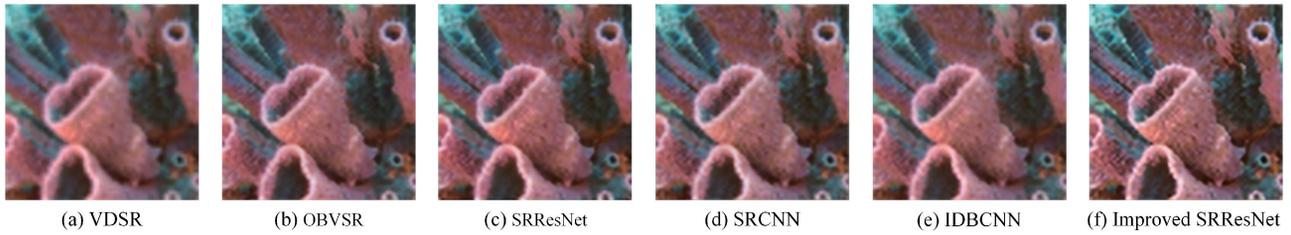


图 6 数据集-2

Fig. 6 Set-2

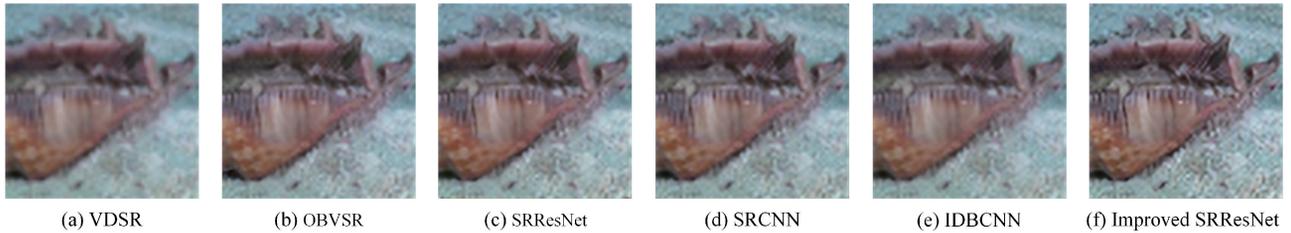


图 7 数据集-3

Fig. 7 Set-3

2.4 消融实验

为验证该文网络的有效性,采用两种方法进行消融实验。首先,选取 3 种不同的放大倍率开展实验,分别为 $\times 2$ 、 $\times 4$ 、 $\times 8$ 。以 $\times 2$ 为例,表示将 128×128 原图进行两倍下

采样输出为 64×64 的低分辨率图像,以此作为模型输入。同理, $\times 4$ 、 $\times 8$ 的低分辨率图像为 32×32 、 16×16 。首先,基于 SSIM 损失函数^[28]和测试集对模型的不同放大倍率进行评估,模型收敛函数如图 8 所示。

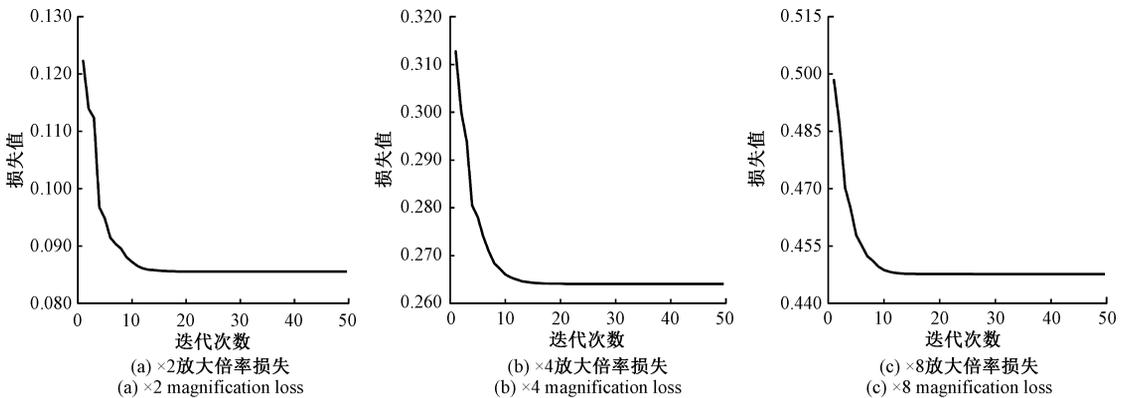


图 8 不同放大倍率的模型损失

Fig. 8 Model loss at different magnification levels

从图 8 可以看出该模型的损失函数在 20 次时基本趋于收敛,说明该模型在不同放大倍率条件下依然具有较好的稳定性。为了全面评估模型在不同放大倍率下的性能表现,选

取 3 种不同的放大倍率($\times 2$ 、 $\times 4$ 、 $\times 8$)。通过这 3 种倍率,可以代表从较小到较大的尺度变化,确保模型在不同复杂度的场景下都有稳定的重建效果,重建结果如表 2 所示。

表 2 不同放大倍率的测试评估

Table 2 Test evaluations at different magnification levels

方法	$\times 2$		$\times 4$		$\times 8$	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
SRResNet	27.81	0.885 2	23.82	0.702 9	20.29	0.476 3
SRResNet+CBAM(本文方法)	29.28	0.911 8	23.98	0.723 7	20.58	0.488 1

从表 2 可以看出不论是重建 $\times 2$,重建 $\times 4$ 还是重建 $\times 8$,在 SRResNet 模型上添加混合注意力机制后网络模型性能都有所提升,PSNR 和 SSIM 都更高。相较于 SRResNet,重建 $\times 2$ 的 PSNR 提升了 1.47 dB,SSIM 提升了 0.026 6;

重建 $\times 4$ 的 PSNR 提升了 0.16 dB,SSIM 提升了 0.020 8;重建 $\times 8$ 的 PSNR 提升了 0.29 dB,SSIM 提升了 0.011 8。具体的结果如图 9 所示。

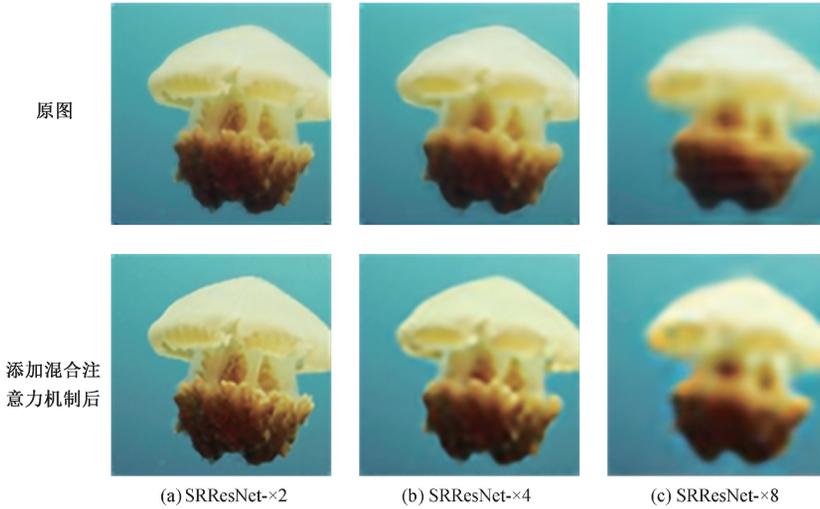


图 9 不同重建倍率的效果对比图

Fig. 9 Comparison of effects at different reconstruction magnifications

其次,选取 3 种不同的损失函数去验证本文算法的有效性,这 3 种损失函数分别为 MAE(mean absolute error)、

MSE(mean squared error)、SSIM,不同损失函数的模型损失如图 10 所示。

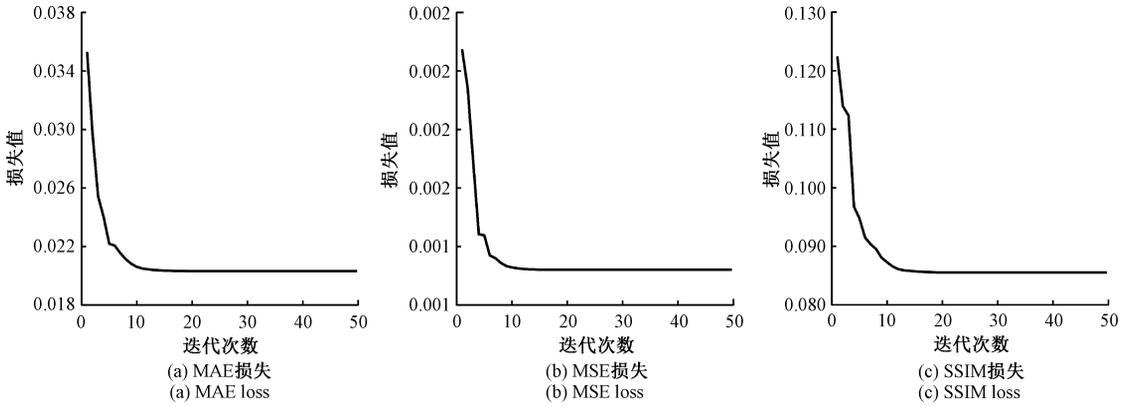


图 10 不同损失函数的模型损失

Fig. 10 Model loss with different loss functions

从图 10 可以看出该模型的损失函数在 20 次时基本趋于收敛,说明该模型在不同损失函数条件下依然具有较好的稳定性。接下来基于放大倍率 $\times 2$ 和测试集,对模型的评估值进行展示,结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出无论是基于 SRResNet 还是 SRResNet+CBAM,SSIM 损失函数能让模型的性能更优。纵向来看,不论是基于 MAE 损失函数还是基于 MSE 损失函数,又或者是基于 SSIM 损失函数,加入 CBAM 模块后的模型得到的评价指标更高。具体的结果如图 11 所示。

表 3 不同损失函数的测试评估

Table 3 Test evaluations of different loss functions

损失函数	SRResNet		SRResNet+CBAM	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
MAE	27.21	0.871 7	29.12	0.908 7
MSE	27.37	0.873 3	29.25	0.902 5
SSIM	27.81	0.885 2	29.28	0.911 8

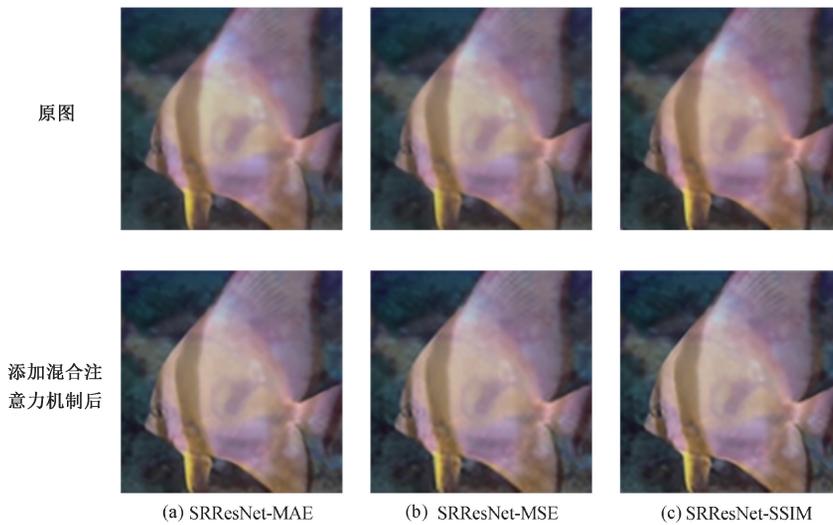


图 11 不同损失函数的效果对比图

Fig. 11 Comparison of effects with different loss functions

3 结 论

本文将 SRResNet 网络作为基础框架,通过将混合注意力机制引入到深度残差网络中,从而进一步提升水下图像的超分辨率效果,该方法能很好地保护图像的内容,使得训练结果更加真实客观。实验结果表明,基于 CBAM-SRResNet 的水下图像超分辨率重建方法能够在一定程度上有效地提升水下图像的重建效果,提高分辨率,并具有良好的 PSNR 和 SSIM。由于本次实验的数据集仅仅局限于水下图像的重建,因此,未来工作将会继续扩展模型的训练范围,从而提升模型的适用性。

参考文献

- [1] 胡雨航,赵磊,李恒,等.多特征选择与双向残差融合的无监督水下图像增强[J].电子测量与仪器学报,2023,37(9):190-202.
HU Y H, ZHAO L, LI H, et al. Unsupervised underwater image enhancement with multi-feature selection and bidirectional residual fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9):190-202.
- [2] 罗逸豪,曹翔,张钧陶,等.基于深度学习的水下光学图像超分辨率重建综述[J].数字海洋与水下攻防,2023,6(1):17-33.
LUO Y H, CAO X, ZHANG J T, et al. A review of underwater optical image super-resolution reconstruction based on deep learning [J]. Digital Ocean & Underwater Warfare, 2023, 6(1): 17-33.
- [3] ZHANG M H, PENG J H. Underwater image restoration based on a new underwater image formation model [J]. IEEE Access, 2018, 6:

58634-58644.

- [4] 胡学龙,张文,胡铸鑫,等.一种改进的暗通道先验水下彩色图像复原算法[J].扬州大学学报(自然科学版),2018,21(4):37-41.
HU X L, ZHANG W, HU ZH X, et al. Underwater color image restoration algorithm based on improved prior dark-channel model [J]. Journal of Yangzhou University(Natural Science Edition), 2018, 21(4): 37-41.
- [5] 朱军,张震,张伦伟.基于双谱分析优化算法的水下图像复原方法[J].机电一体化,2018,24(9):50-54.
ZHU J, ZHANG ZH, ZHANG L W. Underwater image restoration method based on bispectrum analysis [J]. Mechatronics, 2018, 24(9): 50-54.
- [6] 朱振杰,王红茹.基于暗原色先验原理的水下图像增强[J].图学学报,2018,39(3):453-462.
ZHU ZH J, WANG H R. Underwater image enhancement based on the principle of dark channel prior[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(3): 453-462.
- [7] 陈哲,周旭,沈洁,等.基于梯度先验的水下图像恢复[J].仪器仪表学报,2022,43(8):39-46.
CHEN ZH, ZHOU X, SHEN J, et al. Underwater image restoration based on gradient prior[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 39-46.
- [8] 丁元明,刘苏睿,杨阳.基于生成对抗网络的水下图像增强[J].舰船科学技术,2023,45(22):143-147.
DING Y M, LIU S R, YANG Y. Underwater image enhancement based on generative adversarial networks[J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(22): 143-147.
- [9] 李艳,谌雨章,郭煜玮,等.基于蓝图可分离卷积的

- 轻量级水下图像超分辨率重建[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(6): 191-197.
- LI Y, CHEN Y ZH, GUO Y W, et al. Super-resolution reconstruction of lightweight underwater images based on blueprint separable convolution[J]. Computer Measurement & Control, 2023, 31(6): 191-197.
- [10] 徐永兵, 袁东, 余大兵, 等. 多注意力机制引导的双目图像超分辨率重建算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(15): 103-108.
- XU Y B, YUAN D, YU D B, et al. Binocular image super-resolution reconstruction algorithm guided by multi-attention mechanism[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(15): 103-108.
- [11] ZHENG J H, ZHAO R L, YANG G L, et al. An underwater image restoration deep learning network combining attention mechanism and brightness adjustment [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 12(1): 7.
- [12] 王树林, 杨建民, 卢昌宇, 等. 一种基于双通道的水下图像增强卷积神经网络[J]. 海洋工程, 2023, 41(6): 158-170.
- WANG SH L, YANG J M, LU CH Y, et al. An enhanced convolutional neural network for underwater images based on dual channels [J]. Ocean Engineering, 2023, 41(6): 158-170.
- [13] 孙凌云, 李文清, 徐英杰, 等. 基于改进 U-Net 的水下图像增强算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(2): 106-113.
- SUN L Y, LI W Q, XU Y J, et al. Underwater image enhancement algorithm based on improved U-Net[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(2): 106-113.
- [14] LI L, FAN Z J, ZHAO M Y, et al. Super-resolution reconstruction of underwater image based on image sequence generative adversarial network[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(1): 8472875.
- [15] ARUMUGA A R, UMAMAHESWARI S, NAFESHA B, et al. Enhancement and detection of objects in underwater images using image super-resolution and effective object detection model[J]. Journal of Scientific & Industrial Research, 2022, 81(10): 1050-1060.
- [16] 袁红春, 孔令栋, 张闪闪, 等. 基于信息蒸馏机制的水下图像超分辨率重建算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(12): 195-205.
- YUAN H CH, KONG L D, ZHANG SH SH, et al. Super-resolution reconstruction algorithm of underwater image based on information distillation mechanism[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(12): 195-205.
- [17] CHERIAN K A, POOVAMMAL E. A novel AlphaSRGAN for underwater image super resolution[J]. Computers, Materials & Continua, 2021, 69(2): 1537-1552.
- [18] WANG Y X, NIU F Y, ZHANG X, et al. Super resolution reconstruction of digital core image based on transfer learning[J]. Energy Reports, 2022, 8(S12): 87-94.
- [19] 陈全亮, 尹永耀, 蒋强, 等. 基于 SRResNet 和点扩散函数设计的高分辨率超透镜成像[J]. 光学技术, 2023, 49(4): 385-389, 411.
- CHEN Q L, YIN Y Y, JIANG Q, et al. High-resolution metalens imaging based on SRResNet and point diffusion function design[J]. Optical Technique, 2023, 49(4): 385-389, 411.
- [20] 卢冰, 李灿林, 冯薛龙, 等. 基于改进 SRResNet 深度学习网络的低照度图像超分辨率重建方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(27): 12045-12052.
- LU B, LI C L, FENG X L, et al. Super-resolution reconstruction method for low illumination images based on improved SRResNet deep learning network [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(27): 12045-12052.
- [21] HOU M, HE X, DOU F, et al. Semi-supervised image super-resolution with attention CycleGAN[J]. IET Image Processing, 2022, 16(4): 1181-1193.
- [22] 刘志恒, 岳子腾, 周绥平, 等. 融合空洞空间金字塔池化和注意力的轻量化遥感影像道路提取[J]. 航天返回与遥感, 2024, 45(1): 111-122.
- LIU ZH H, YUE Z T, ZHOU S P, et al. Lightweight remote sensing image road extraction combing atrous spatial pyramid pooling and attention mechanism [J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2024, 45(1): 111-122.
- [23] 贾立新, 陈永毅, 倪洪杰, 等. 基于混合域残差注意力网络的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 高技术通讯, 2024, 34(1): 101-110.
- JIA L X, CHEN Y Y, NI H J, et al. Intelligent fault diagnosis method of rolling bearing based on mixed domain residual attention network [J]. High Technology Letters, 2024, 34(1): 101-110.
- [24] 杨巧宁, 蒋思, 纪晓东, 等. 基于多尺度特征提取的单目图像深度估计[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2023, 50(1): 97-106.
- YANG Q N, JIANG S, JI X D, et al. Monocular image depth estimation based on multi-scale feature

- extraction [J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology(Natural Science Edition), 2023, 50(1): 97-106.
- [25] 张祖漪, 于殿泓, 朱文杰, 等. 单帧红外图像超分辨率重建算法研究[J]. 自动化仪表, 2023, 44(9): 7-11.
ZHANG Z Y, YU D H, ZHU W J, et al. Research on super-resolution reconstruction algorithm for single-frame infrared images[J]. Process Automation Instrumentation, 2023, 44(9): 7-11.
- [26] 赵艳玲, 张婧, 冯迎宾. 改进 BasicVSR 的水下视频超分辨率重构[J]. 光电技术应用, 2023, 38(5): 66-73.
ZHAO Y L, ZHANG J, FENG Y B. Improved underwater video super-resolution reconstruction based on BasicVSR[J]. Electro-Optic Technology Application, 2023, 38(5): 66-73.
- [27] 陈龙彪, 湛雨章, 王晓晨, 等. 基于深度学习的水下图像超分辨率重建方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(9): 2738-2743.
CHEN L B, CHEN Y ZH, WANG X CH, et al. Underwater image super-resolution reconstruction method based on deep learning [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9): 2738-2743.
- [28] PEKMEZCI M, GENÇ Y. Evaluation of SSIM loss function in RIR generator GANs[J]. Digital Signal Processing, 2024, 154: 104685.

作者简介

杨同(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: ytytwyxx@163.com

魏为民, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为信息安全、图像处理、数字取证和信息隐藏。

E-mail: wwm@shiep.edu.cn