

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106993

# 多注意力机制引导的双目图像超分辨率重建算法<sup>\*</sup>

徐永兵<sup>1</sup> 袁东<sup>1</sup> 余大兵<sup>2</sup> 张志良<sup>2</sup> 赵钊<sup>1</sup> 李庆武<sup>2</sup>

(1. 山东省水利勘测设计院 济南 250014; 2. 河海大学 物联网工程学院 常州 213000)

**摘要:** 由于水下环境复杂,采集的水下图像通常是退化的低质图像。因此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,选择性挖掘学习图像特征信息,实现高质量图像重建。针对水下图像分辨率低问题,引入双层注意力机制来加强重要细节特征的学习;然后针对双目图像的视差特性,提出一种视差注意力机制来充分学习左右目图像的先验信息,有效提高了图像质量。在 Middlebury 数据集 2 倍和 4 倍重建图像的信噪比分别为 33.3 和 28.39 dB,表明该算法可以在提高图像空间分辨率的同时保留图像细节信息;同时该算法在拍摄的真实水下图像上的重建效果优于其他算法,表明其能实现更高质量的水下图像超分辨率重建。

**关键词:** 超分辨率;注意力机制;双目图像;深度学习

**中图分类号:** TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Binocular image super-resolution reconstruction algorithm guided by multi-attention mechanism

Xu Yongbing<sup>1</sup> Yuan Dong<sup>1</sup> Yu Dabing<sup>2</sup> Zhang Zhiliang<sup>2</sup> Zhao Zhao<sup>1</sup> Li Qingwu<sup>2</sup>

(1. Shandong Survey and Design Institute of Water Conservancy, Jinan 250014, China;

2. College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou 213000, China)

**Abstract:** Due to the complex underwater environment, underwater images are usually degraded low-quality images. Therefore, a multi attention mechanism guided binocular image super-resolution reconstruction algorithm is proposed to selectively learn image feature information for achieving high-quality image reconstruction. Aiming at the low resolution of underwater image, a network with double attention module is designed to enhance the learning of important details. Then, aiming at the disparity characteristics of binocular images, a parallax attention module is proposed to fully learn the prior information of left and right-hand images, and improve the image quality effectively. The PSNR of the reconstructed image with  $\times 2$  and  $\times 4$  on the Middlebury dataset is 33.3 and 28.39 dB respectively. It shows that the algorithm can improve the spatial resolution of the image and better retain the image details. At the same time, the reconstruction effect of this algorithm is better than other algorithms on the underwater dataset in real underwater scenes, indicating that it can achieve higher quality underwater image super-resolution reconstruction.

**Keywords:** super resolution; attention mechanism; binocular image; deep learning

## 0 引言

近年来我国大力发展水利工程基础设施建设,对水库和堤坝等水利建筑物的水下巡检正变得愈发重要。在对堤坝进行智能化日常检测的过程中,由于流动水体中复杂的水下环境会在执行水下监测任务中造成严重干扰,使得获取的图像通常是退化的低质图像,即低分辨率图像。提高水下图像质量,还原真实水下环境是水下作业的关键一步,为后续的水下构筑物的检测、维护提供保障。

传统的单图像超分辨率重建可分为基于像素插值的超分辨率重建方法和基于建模的超分辨率重建方法。基于插值的超分辨率重建方法速度快,但在边缘细节上的处理效果较差,容易出现锯齿效应等问题,扩大模糊区域。基于建模的超分辨率重建算法需要将高分辨率的先验信息加入到重建模型的正则项中,不能适应复杂多变的真实水下环境。Dong 等<sup>[1]</sup>提出的 SRCNN 首次将卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)学习从低分辨率输入到高分辨率输出的映射函数来解决超分辨率重建问题。此后,基于 CNN

收稿日期:2021-06-21

<sup>\*</sup> 基金项目:山东省重大水利科研与技术推广专项(SDSLKY201905)、山东省重点研发计划项目(2019GGX105012)资助

网络的图像超分辨率重建取得了重大进展, DRCN<sup>[2]</sup>、DRRN<sup>[3]</sup>、LapSRN<sup>[4]</sup>、EDSR<sup>[5]</sup>和基于生成对抗网络<sup>[6-9]</sup>的模型相继被提出, 重建效果得到了进一步改善。刘正男等<sup>[10]</sup>提出一种锚定邻域回归和 CNN 相结合的图像重建方法, 使算法具有特征选择的特点, 提高了测试准确度。

双目图像可以增加一个角度为图像超分辨率重建提供先验信息, 可以用于提升图像的超分辨率重建质量。传统的双目图像超分辨率重建算法没有利用亚像素对应, 只使用了跨图像的图像块获得对应关系。Jeon 等<sup>[11]</sup>提出双目图像重建网络 StereoSR, 将左图像与通过不同像素单位滑动的右图像而生成的图像进行级联以获得图像堆栈, 图像堆栈组成多维张量, 然后将张量送入卷积网络, 将视差与高分辨率图像之间建立直接映射。

为了实现水下低分辨率图像的超分辨率重建, 本文首先使用层与通道空间注意机制提取并细化区分图像特征; 然后对于左目图像中每个像素点, 计算其与右目图像在视差范围内的相似度以生成视差关注图; 最后融合细化特征图与视差关注图, 以获得低分辨率图像特征与高分辨率图像之间的映射关系, 实现高质量的图像超分辨率重建。

## 1 网络结构

针对水下图像降质严重、分辨率低问题, 本文构建了用于复杂恶劣水体环境的低分辨率图像超分辨率重建算法, 用于提高水下图像分辨率和质量。该算法采用了包含层注意力(layer attention module, LAM)和通道空间注意力<sup>[12]</sup>(channel spatial attention module, CSAM)的双层注意力模块(double attention module, DAM), 其中 LAM 通过考虑多尺度图层之间的相关性来学习层次特征的重要性权重; 而 CSAM 则学习层内特征通道和空间之间的相关性。因此双层注意力模块可以实现对层间特征和层内通道、层内空间位置之间的特征表示进行高度区分强化, 从而提高整体图像重建效果。另外, 根据双目视觉视差特性, 提出了视差注意力模块(disparity map attention module, DMAM), 通过学习左右目图像之间特征的相关性, 促进左右目图像特征互补加强, 从而提高图像重建的局部细节特征, 提升重建图像的视觉效果和真实性。多注意力机制引导的双目图像超分辨率重建网络结构如图 1 所示。

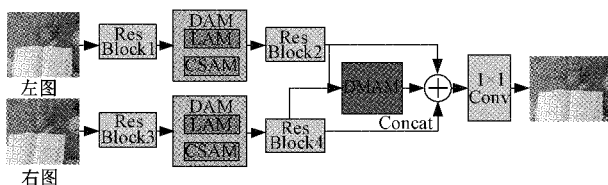


图 1 多注意力机制引导的双目图像超分辨率重建网络结构

1) 特征提取: 首先输入一组低分辨率的左右目图像, 利用包含多个残差连接的残差块 ResBlock1 和 ResBlock3 分别提取左右目图像的浅层特征, 然后将特征图输入到双层

注意力模块处理。

2) 双层注意力模块: 在经过残差模块提取层次特征后, 进一步利用多注意力机制加强重要图像特征的表达。LAM 充分利用所有前层的特征图像, 从残差的输出中学习所有层间特征之间的特征相关矩阵, 然后利用相关矩阵对融合的中间特征进行加权求和。LAM 可以加强有利特征层的作用权重, 并抑制冗余无用的特征权重。CSAM 位于最后层, 用于调制特征以自适应地捕获通道间和通道内的特征相关性, 提高特征的利用率。

3) 视差注意力模块: 采用残差块 ResBlock2 和 ResBlock4 对经过 DAM 处理后的特征图进行卷积, 提取高层特征表示。然后对于左图图像中每个像素点, 计算其与右图中在视差范围内点的相似度以生成视差关注图, 充分利用右图和左图之间的相关性特征, 之后将视差关注图与通过注意机制模块获得的特征图进行通道级拼接融合, 获得图像特征到高分辨率图像的重建映射关系, 实现水下降质图像的超分辨率重建。

## 2 多注意力机制

### 2.1 层注意力模块

尽管密集连接<sup>[13]</sup>和跳层连接<sup>[5]</sup>可以将浅层信息绕过深层结构, 但这些操作并未利用不同层特征图之间的相互依赖性。层注意力模块将来自每个图层的特征图视为对特定类的响应, 并且来自不同图层的响应彼此相关。通过获得不同深度的特征之间的依赖性, 网络可以为不同深度的特征分配不同的关注权重, 并自动提高提取特征的代表能力。

层注意力模块结构如图 2 所示。模块的输入是从  $N$  个残差组中提取的维度为  $N \times H \times W \times C$  的中间特征组。然后将中间特征组重构为  $N \times HWC$  的二维矩阵, 将该矩阵乘以相应的转置, 以计算不同层之间的相关性。将重组后的特征图与预测的相关矩阵乘以比例因子, 然后加上输入的特征图。比例因子初始化为 0 并在训练过程中由网络自动学习。最终, 特征的加权求和使得网络专注于具有更多信息的中间层特征。

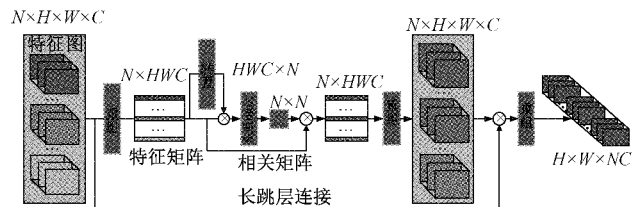


图 2 层注意力模块结构

### 2.2 通道空间注意力模块

现有的空间注意力机制<sup>[14-15]</sup>主要集中在特征的尺度维度上, 很少吸收通道维度信息, 而通道注意力机制<sup>[16-18]</sup>忽略了尺度信息。为解决这一问题, 本文引入一种新型的通道

空间注意力机制(CSAM)。

CSAM结构如图3所示。给定最后一层特征图,将其馈送到3D卷积层,以通过捕获联合通道和空间特征生成注意力图。3D卷积核大小为 $3 \times 3 \times 3$ ,步长为1(即3组连续通道分别与1组3D内核卷积),从而得到3组通道空间注意力图。如此,CSAM便可以描述连续通道中的通道间和通道内信息。

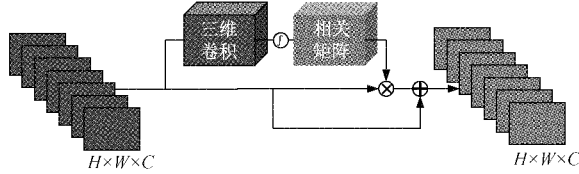


图3 通道空间注意力模块结构

另外,将注意力图输入阈值函数,结果和输入特征执行逐元素乘法,将加权结果乘以比例因子,然后加上输入特征以获得加权特征。其中比例因子初始化为0,并在随后的迭代中逐渐改变。最终得到所有通道空间位置特征以及原始特征的加权总和。与传统的空间注意力和通道注意力相比,CSAM通过显式建模通道与空间特征的相互依赖性来自适应地学习通道间和通道内特征响应,提高了特征的利用率。

### 2.3 视差注意力机制

给定双目图像,利用层注意力模块和通道空间模块获取图像细节特征,对于左目图像中的每个像素点,计算其与右目图像在视差范围内的点的相似度以生成视差关注图,充分利用右图和左图之间的关系,此模块称之为视差注意力模块。为此,在输入双目图像到神经网络学习前,对双目相机进行标定,根据标定参数将双目图像的极线校正到同一水平线上。最后将视差注意力图与通过注意力机制模块获得的特征图进行融合。

如图4所示, $L_{f-map}$ 和 $R_{f-map}$ 分别为左图和右图经过双层注意力机制模块DAM提取到的特征图,特征图大小均为 $H \times W \times C$ , $H, W, C$ 分别为特征图的高度、宽度、通道数。 $L_{f-map}$ 和 $R_{f-map}$ 分别先经过残差块Res-block处理,防止出现因网络深度问题导致的梯度消失的情况。经残差块处理后生成的特征图分别为 $L_1$ 和 $R_1$ ,分辨率保持不变。为了更好地利用双目图像对重建的作用,将右特征图 $R_1$ 重组为 $H \times C \times W$ 的特征图 $R_2$ ,再将 $L_1$ 逐高度与 $R_2$ 进行矩阵相乘(bit matrix multiplication, BMM),之后通过一层softmax层得到归一化结果,生成右图作用于左图的视差注意力图即 $D_1$ ,大小为 $H \times W \times W$ 。 $D_1$ 通过最后一层BMM计算,生成激活视差注意力图,大小为 $H \times W \times C$ 。最后将视差注意影响与左特征图 $L_1$ 拼接在一起,生成融合特征图 $F_1$ 。同理,将图中左图与右图交换,通过上述过程以生成左图作用于右图的视差注意力图 $D_2$ ,并于右特征图 $R_2$ 联接在一起,生成 $F_2$ 。

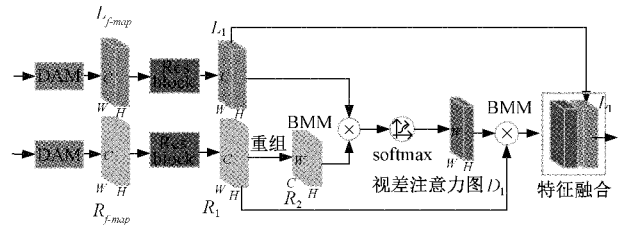


图4 视差注意力机制

在处理视差注意力图 $D_1, D_2$ 和相应的左、右特征图的时候,本文采用通道级拼接的方式将两个特征图拼接在一起,因此生成的特征图大小为 $(2 \times C) \times H \times W$ ,而不是使用逐矩阵点相加的方式。如果使用相加的方式,那么之前提取的特征图有效信息会与视差注意力图有效信息之间互相干扰、破坏,之后通过一层 $1 \times 1$ 卷积层将 $(2 \times C) \times H \times W$ 的特征图还原至与原始图像 $C \times H \times W$ 一致大小。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 评价指标

采用图像超分辨率重建领域通常使用的峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural SIMilarity, SSIM)作为本算法的评价指标。

1)峰值信噪比(PSNR):

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{MaxValue}{MSE} \right) \quad (1)$$

其中, $MaxValue$ 为图像最大像素值; $MSE$ 为均方误差,表示为重建图像与真值图的像素差异, $MSE = \frac{1}{h \times w} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w (X_{ij} - Y_{ij})^2$ , $h, w$ 分别为图像的高和宽。峰值信噪比以分贝(dB)为单位,值越大代表图像质量越好。

2)结构相似性(SSIM):

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\delta_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_2)} \quad (2)$$

其中, $x$ 和 $y$ 代表重建图像与真值图; $\mu, \delta$ 分别为图像像素的平均值与标准差; $\delta_{xy}$ 为重建图像与真值图之间的协方差; $C_1 = (k_1L)^2, C_2 = (k_2L)^2, L$ 是像素值的动态范围, $k_1$ 和 $k_2$ 分别为0.01和0.03。SSIM值越接近于1,表示两张图越相似,则意味着重建图像与真值图越相似,重建质量越高。

### 3.2 实验结果与讨论

本文在KITTI2012和Middlebury公开数据集上进行了2倍和4倍的超分辨率重建定性和定量实验验证算法性能。并在两个数据集上将本文算法与经典的Bicubic算法和6种基于CNN的重建方法进行了比较,其中包括SRCNN<sup>[1]</sup>、VDSR<sup>[19]</sup>、DRCN<sup>[2]</sup>、LapSRN<sup>[4]</sup>、DRRN<sup>[3]</sup>和StereoSR<sup>[11]</sup>,重建定量结果如表1所示。

由表1可知,本文算法在Middlebury和KITTI2012两个测试集中与众多算法对比均处于领先地位。其中Middlebury

表 1 不同算法重建定量实验结果

算法	重建因子	Middlebury		KITTI2012	
		PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
Bicubic		30.61	0.935	28.08	0.895
SRCNN		32.75	0.942	29.75	0.901
VDSR		32.66	0.941	30.17	0.906
DRCN	×2	32.82	0.943	30.09	0.906
LapSRN		32.05	0.940	30.10	0.905
DRRN		32.94	0.945	30.16	0.908
StereoSR		33.05	0.955	30.13	0.908
本文算法		33.30	0.953	31.14	0.917
Bicubic		26.42	0.834	24.33	0.734
SRCNN		27.46	0.843	25.63	0.764
VDSR		27.89	0.853	25.93	0.778
DRCN	×4	27.63	0.856	25.82	0.777
LapSRN		27.88	0.861	25.86	0.779
DRRN		27.93	0.855	25.94	0.773
本文算法		28.39	0.867	27.04	0.793

数据集图像包含大量清晰的纹理细节与边缘信息,更能从主观视觉上分辨出算法重建的优劣。KITTI2012 数据集中包含复杂的道路、建筑、房屋等大视差场景,更能验证本文所提基于双目图像的超分辨率重建算法的有效性。具体而言,例如在 KITTI2012 测试集中,本文对 195 组图像做了验证,本文算法在 4 倍降采样重建的平均 PSNR 为 27.04 dB,相较于对比算法 Bicubic、SRCNN<sup>[1]</sup>、VDSR<sup>[19]</sup>、DRCN<sup>[2]</sup>、LapSRN<sup>[4]</sup> 和 DRRN<sup>[3]</sup> 分别高了 2.71、1.41、1.11、1.22、1.18 和 1.02 dB。在 Middlebury 数据集上重建的 PSNR 和 SSIM 值相较于对比算法也有明显地提升,这说明了本文算法的重建效果整体优于其他算法,证明了层注意力和空间注意力机制对图像特征进行了有效地提取与区分,也证明了双目图像可以为超分辨重建提供额外先验信息的可行性与有效性。

如图 5 所示,来自两组数据集中的图像左视图,图中框出的区域为重建对照区域。另外,本文还给出了在 4 倍降采样重建下,本文算法与其他算法的直观重建效果图,其中图 6 是 Middlebury 数据集测试集中 cloth2 图像不同算法的重建结果,图 7 是数据集中 motorcycle 图像不同算法的重建结果。

如图 6 所示, cloth2 图像中物体边缘区域清晰可见且纹理丰富,可验证本文算法对于图像重建边缘区域的有效性。为了便于直观感受,本文对于 cloth2 所有算法重建结果进行了部分区域放大,可以看出,本文算法在放大区域整体重建平滑且边缘区域清晰,无明显的模糊现象。对比 Bicubic、DRCN<sup>[2]</sup> 和 LapSRN<sup>[4]</sup> 算法,放大区域已经出现了明显了模糊,边缘区域出现了锯齿现象。VDSR<sup>[19]</sup> 和 DRRN<sup>[3]</sup> 算法的重建效果有了一定的改善,但是依然存在轻微的模糊。

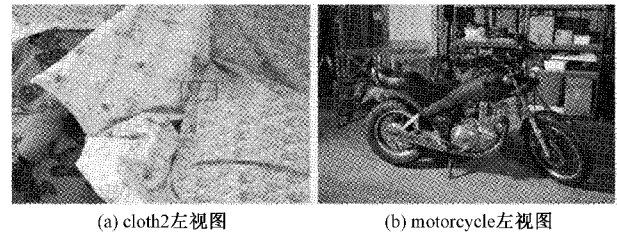


图 5 Middlebury 数据集测试图像左视图

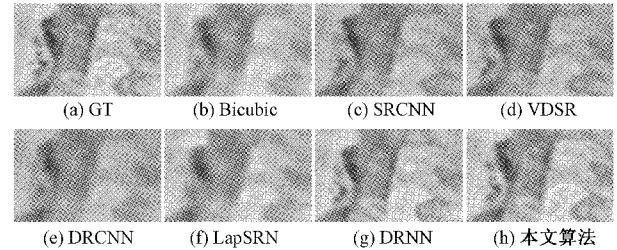


图 6 cloth2 图像不同算法的重建结果

如图 7 所示,从 motorcycle 图像的重建结果可以看出,对于复杂自然场景,本文算法的重建效果整体清晰、无明显模糊现象。Bicubic 算法和基于深度学习的 DRCN<sup>[2]</sup>、SRCNN<sup>[1]</sup> 等算法在图 7 中摩托车头部已经出现了明显的模糊。通过对 Middlebury 视差场景的重建,证明了本文所提算法通过利用双目图像视差信息,可以增强低分辨率图像特征至高分辨率图像的映射关系,实现高质量的图像超分辨率重建。

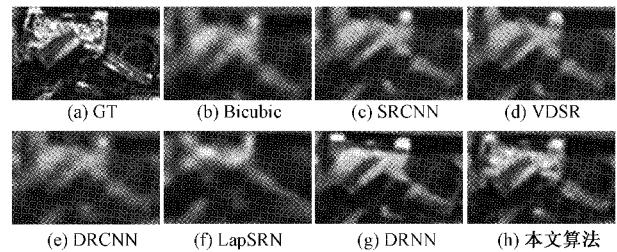


图 7 motorcycle 图像不同算法的重建结果

为了验证本文算法在实际的水下场景中的有效性,设计了 2 组实际水下实验场景图像对比实验。如图 8 所示,其中图 8(a) 水下管道;图 8(b) 是在李河倒虹吸涵隧处获取的水下图像,拍摄物体为水道岸渠。实验部分使用 Bicubic、SRCNN<sup>[1]</sup>、VDSR<sup>[19]</sup>、DRCN<sup>[2]</sup>、LapSRN<sup>[4]</sup>、DRRN<sup>[3]</sup> 和本文算法进行 4 倍分辨率重建实验。为了更直观地看出重建效果,如图 9、10 所示,选取局部细节部分进行重建效果对比。

如图 9 和 10 所示,通过对比不同算法重建的结果,本文提出的算法重建效果整体上更清晰,边缘处更平滑;从图 9 可以看出,由于水下管道在空间上存在较为明显的深度变化,使得本文基于双目图像的超分辨率重建算法能够结合双目图像之间的视差关系从而完成更高质量的图像重建;图 10 的特点是纹理较为复杂,重建容易出现细节丢失

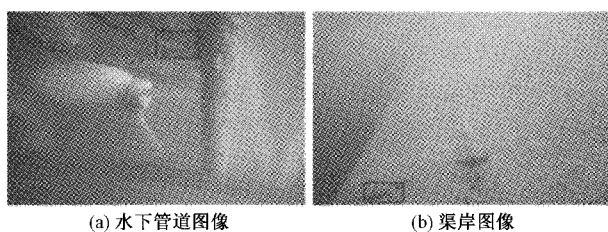


图 8 实际实验场景图像

等问题,而本文基于双目图像的超分辨率重建算法,从另一个角度为图像重建添加先验信息,并且使用整体注意力机制提取图像特征,这对于图像的边缘与复杂纹理特征提取有着显著作用,从图 10 中可以看出,本文算法重建纹理整体更清晰,边缘更平滑,PSNR 值也达到了最高。

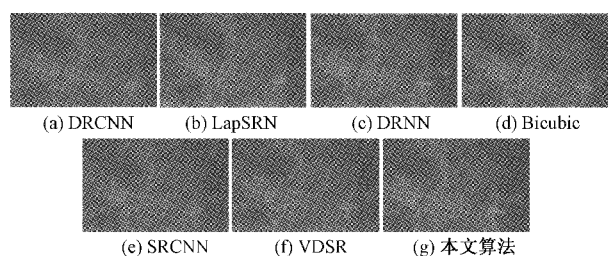


图 9 水下管道图像重建结果

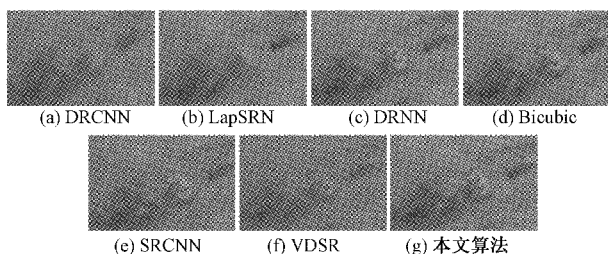


图 10 渠岸图像重建结果

最后为了评估本文所提算法的重建效率,本文根据水下构筑物裂缝检测系统任务需要,进行了 4 倍图像超分辨率重建时间验证实验,测试数据集分别为 KITTI2012 测试集图像,图像分辨率大小为  $1\ 242 \times 375$ , Middlebury 测试集图像,图像分辨率大小为  $480 \times 360$ 。算法重建时间如表 2 所示。

表 2 多注意力机制引导的双目图像重建算法时间

数据集	分辨率/pixel	平均时长/ms
KITTI2012	$1\ 242 \times 375$	142
Middlebury	$480 \times 360$	110

由表 2 可知,本文所提超分辨率重建算法在  $1\ 242 \times 375$  分辨率图像中以平均时间 142 ms 的速度完成图像重建,在  $480 \times 360$  分辨率图像中以平均时间 110 ms 的速度完成图像重建,均能满足水下构筑物裂缝检测系统实时性要求。

## 4 结 论

根据水下图像超分辨率重建需求,本文提出多注意力机制引导的双目图像超分辨率重建算法,引入层注意力模块和通道空间注意力模块通过对层、通道和位置之间的特征进行建模来共同改善图像超分辨率重建结果;其次,利用双目图像之间的视差关系以生成视差关注图;最后通过拼接双目图像之间的视差关注图与双层注意机制生成的特征图,建立更细致的特征映射,以实现高质量的水下图像超分辨率重建。通过数据集和真实水下场景的图像重建结果表明,本文算法可以得到高质量的水下超分辨率重建图像,具有重要的意义。

## 参考文献

- [1] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014: 184-199.
- [2] KIM J, LEE J K, LEE K M. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, Nevada, June 27-30, 2016: 1637-1645.
- [3] TAI Y, YANG J, LIU X. Image super-resolution via deep recursive residual network[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, Hawaii, July 21-26, 2017: 3147-3155.
- [4] LAI W S, HUANG J B, AHUJA N, et al. Deep laplacian pyramid networks for fast and accurate super-resolution[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, Hawaii, July 21-26, 2017: 624-632.
- [5] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, Hawaii, July 21-26, 2017: 136-144.
- [6] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, Hawaii, July 21-26, 2017: 4681-4690.
- [7] 罗佳,黄晋英.生成式对抗网络研究综述[J].仪器仪表学报,2019,40(3):74-84.
- [8] 程焕新,刘文翰.基于生成对抗网络的图像超分辨率研究[J].电子测量技术,2020,43(14):132-135.

- [9] 王延年,李文婷,任劼. 基于生成对抗网络的单帧图像超分辨率算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(1): 26-32.
- [10] 刘正男,王凤随,付林军. 改进的联合型图像超分辨率重建算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 111-120.
- [11] JEON D S, BAEK S H, CHOI I, et al. Enhancing the spatial resolution of stereo images using a parallax prior[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, Utah, June 19-21, 2018: 1721-1730.
- [12] NIU B, WEN W, REN W, et al. Single image super-resolution via a holistic attention network [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), Online conference, August 23-28, 2020: 191-207.
- [13] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, Hawaii, July 21-26, 2017: 4700-4708.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), Munich, Germany, September 8-14, 2018: 3-19.
- [15] ANWAR S, KHAN S, BARNES N. A deep journey into super-resolution: A survey[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2020, 53(3): 1-34.
- [16] ZHANG Y, LI K, LI K, et al. Image super-resolution using very deep residual channel attention networks[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), Munich, Germany, September 8-14, 2018: 286-301.
- [17] ZHANG Y, TIAN Y, KONG Y, et al. Residual dense network for image super-resolution [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, Utah, June 19-21, 2018: 2472-2481.
- [18] DAI T, CAI J, ZHANG Y, et al. Second-order attention network for single image super-resolution[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, June 16-20, 2019: 11065-11074.
- [19] KIM J, LEE J K, LEE K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, Nevada, June 27-30, 2016: 1646-1654.

### 作者简介

徐永兵,高级工程师,主要研究方向为水利信息化与自动化等。

E-mail: xu\_yongbing@sina.com

袁东,工程师,主要研究方向为水利信息感知与智能化处理。

E-mail: 1142415523@qq.com

余大兵,博士研究生,主要研究方向为图像获取与图像处理。

E-mail: 1429238492@qq.com

张志良,硕士研究生,主要研究方向为图像获取与处理等。

E-mail: zhangzli@hhu.edu.cn

赵钊,工程师,主要研究方向为水利信息获取与信号处理。

E-mail: 1477162542@qq.com

李庆武(通信作者),教授,主要研究方向为智能感知与信息处理等。

E-mail: 1834186657@qq.com