

退化信息引导的水下光场图像增强与角度重建

刘德阳, 李世政, 朱宇航, 刘 慧

(安庆师范大学计算机与信息学院, 安庆 246133)

摘 要: 与传统二维RGB成像不同, 四维光场成像能从多角度捕捉场景, 自带几何信息。这一特性有望解决水下成像难题。本文借助四维光场图像的角度特性, 提出基于退化信息引导的水下四维光场图像增强与角度重建网络。该网络学习下采样后各角度水下图像的退化信息, 并将退化信息转化为卷积核传递给原尺寸的水下光场图像, 实现不同角度的水下图像间退化信息的高效交换。充分利用水下光场图像的退化信息和空间-角度信息, 所提网络能更好地完成水下光场的图像增强与角度重建。同时针对光场特性提出了空间-角度聚合卷积, 通过计算中心像素与其他视图像素的梯度差, 高效学习不同视图间纹理信息的关联性。通过定量实验以及定性实验, 充分验证了该网络设计的有效性。

关键词: 光场成像; 退化信息; 图像增强; 角度重建; 水下图像

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

Degradation Information - Guided Underwater Light Field Image Enhancement and Angular Reconstruction

LIU Deyang, LI Shizheng, ZHU Yuhang, LIU Hui

(School of Computing and Information, Anqing Normal University, Anqing 246133, China)

Abstract: Unlike traditional 2D RGB imaging, 4D light field imaging captures the scene from multiple angular and carries its own geometric information. This feature is expected to solve the problem of underwater imaging. We propose a degradation information-guided underwater 4D light field image enhancement and angular reconstruction network based on the angular properties of 4D light field images. The network learns the degradation information of underwater images from different angular views after downsampling. It converts the degradation information into a convolution kernel to be passed to the original-size underwater light field image, realizing efficient exchange of degradation information between underwater images of different angular views. By fully using the degradation information and spatial-angular information of the underwater light field image, the network proposed in this paper can better complete the image enhancement and angular reconstruction of the underwater light field. Meanwhile, this paper proposes the spatial-angular aggregation convolution for the light field characteristics, which efficiently learns the correlation of texture information between different views by calculating the gradient difference between the centre pixel and other view pixels. The effectiveness of the network design is fully verified through quantitative experiments as well as qualitative experiments.

Key words: light field imaging; degradation information; image enhancement; angular reconstruction; underwater image

基金项目: 国家自然科学基金(62171002); 安徽省高校杰出青年科研项目(2024AH020009); 安庆师范大学重点科研项目(ZK202405ZD)。

收稿日期: 2025-02-12; **修订日期:** 2025-03-07

引 言

水下成像技术作为海洋探索的关键技术之一,对于深入研究海洋生物多样性和生态系统的结构与功能具有至关重要的意义^[1]。该技术提供了一个独特的视角,使得科学家能够洞察并记录水下环境的复杂性。然而,水下成像过程面临着诸多挑战,其成像质量易受多种因素的影响和退化,水下环境的光散射和吸收作用都是影响成像质量的关键因素^[2]。此外,水的透明度和成像系统的限制进一步缩减了可视范围。这些因素共同作用,导致捕获的水下图像普遍呈现出对比度降低、纹理模糊、颜色失真、噪声增多以及光照分布的不均匀性等问题^[3]。因此,针对这些问题,深入探究水下成像退化机制对于提升成像质量具有重要的科学意义和应用价值^[4]。

近年来,为了提升传统二维 RGB 成像技术在水下环境中获取的图像质量,研究者们提出了多种增强方法,这些方法涵盖了基于物理模型和基于学习的方法^[5]。其中,基于物理模型的方法主要集中于分析与水深相关的参数如何影响水下成像的退化过程。这类方法通过建立数学模型来描述水下图像的退化机制,例如考虑光的散射、吸收等因素与水深的关系,从而为图像增强提供理论依据。其优势在于计算量相对较小,能够在一定程度上快速地对水下图像进行增强处理。然而,物理模型也存在一些局限性,比如在复杂的水下环境中,模型的假设可能与实际情况存在偏差,导致增强效果不稳定,鲁棒性不足。基于学习的方法通常采用卷积神经网络对二维 RGB 数据集进行深入学习,由于神经网络具有强大的特征表示和非线性映射能力,这些基于学习的方法可从大量的配对训练数据中学习图像从退化到清晰的映射,从而产生更好的结果^[6]。然而,基于学习的方法对大规模、高质量的标注数据存在较高依赖性。在实际应用中,获取这样的水下图像数据集面临诸多困难,包括数据获取成本高昂、标注难度较大等。此外,基于学习的方法的鲁棒性也存在不足。当面对与训练数据分布差异较大的水下场景时,模型的性能可能会显著下降,无法持续生成高质量的增强结果。值得注意的是,深度学习模型通常具有复杂的结构和大量的参数,这导致在训练和推理过程中需要消耗大量的计算资源,进而增加了计算成本。因此,针对水下图像进行增强是一项具有挑战性的任务。

四维光场成像技术作为一种前沿的多维成像技术,具备在单次拍摄中同时从多个视角捕获场景的能力。与传统的二维 RGB 成像技术相比,该技术能够记录场景的光强度及其几何信息^[7]。在 Lambertian 假设下,同一场景中相同位置的投影在不同视点具有相同的强度。这种几何关系导致了一种特殊的光场视差结构,与传统的二维 RGB 成像相比,使深度估计^[8]更容易。并且这种几何信息不仅有助于减少噪声,还能保持不同视角的几何一致性^[9]。因此,利用四维光场^[10]成像技术来获取高质量的水下图像展现了巨大的潜力和应用前景。与传统二维图像不同。四维光场图像除了空间维度外,还有角度维度。传统二维的 RGB 图像维度通常为 $C \times H \times W$, 其中 C 为 RGB 通道, H 和 W 分别为图像的高和宽。光场图像的维度通常为 $C \times U \times V \times H \times W$, 其中 U 和 V 分别为不同视点图像的位置坐标。

在水下环境中捕获光场数据面临着重大挑战。首先,传统的光场相机作为一种精密的采集工具,在水下极端条件下难以正常运作。这些条件包括但不限于水压、温度波动以及水体的浑浊度,这些都可能影响相机的性能和稳定性。其次,获取水下光场图像的无水(即在空气中拍摄)对应标签图像是一项艰巨的任务,因为需要在控制的条件下模拟水下场景,这在实际操作中非常复杂。鉴于这些挑战,开发专门针对水下光场图像的增强技术和角度重建算法具有重要的研究意义和应用价值^[11]。这样的技术能够改善水下图像的质量,提升其清晰度和色彩准确性,同时通过角度重建恢复光场图像的四维信息^[12]能为水下成像领域带来创新的解决方案。通过这些技术,可更深入地探索和理解水下世界,为海洋研究、水下考古和环境监测等提供强有力的技术支持。

目前,针对光场图像角度超分辨率问题,已有多种方法被提出。例如,Wang 等^[13]提出了一种光场

图像角度超分辨率的解耦机制,其中使用不同域上特定的卷积来解耦光场的空间信息和角度信息,并借助这些解耦信息重建密集光场。Liu等^[14]通过使用基于三维卷积的UNet,提取子孔径图像之间的角度相关性和每个子孔径图像内部的空间相关性。但该方法并没有对空间信息和角度信息进行针对性的提取。Liu等^[15]提出了基于卷积Transformer和深度去模糊的光场角度超分辨网络。然而,由于Transformer本身的特性,这一方法存在参数量较大的问题。尽管这些方法在提升光场图像角度分辨率方面表现出色,但其主要适用于地面采集的正常光照条件下的光场图像,面对水下复杂情况时,无法有效实现图像角度重建。相较之下,针对水下光场图像增强的方法较为匮乏。Lin等^[16]提出了水下光场数据集,并提出了一个渐进的、交互增强的水下四维光场图像增强和深度估计框架。然而,该框架虽然能够增强水下光场图像,但需要依赖较高分辨率的光场图像,并且无法针对稀疏的光场图像进行角度超分辨率。

鉴于上述问题,提出了一个基于退化信息^[17]引导的水下光场图像增强与角度重建网络。通过学习水下光场图像的退化信息提升水下光场图像的角度分辨率和质量。与传统超分辨率^[18-19]以及三维重建不同^[20]。首先对低分辨率的光场图像进行下采样处理,进而在这一下采样的水下光场图像上学习不同角度下的退化过程^[21]。通过将学习到的退化过程转化为卷积核,这些卷积核随后被应用于原始尺寸的水下光场图像,以实现图像质量的增强。通过在低分辨率图像上进行退化特性的学习,不仅能够有效地提升图像的视觉效果,而且能够显著降低计算复杂度,从而减少计算资源的消耗。同时针对光场图像的特征提出了一种新颖的空间-角度聚合卷积(SAA Conv),在保证不增加参数量和推理时间的情况下,有效地聚合来自不同视点的空间信息。实验结果表明,本方法在提升水下光场图像质量和角度分辨率方面具有显著优势,为水下成像技术的发展提供了新的视角和可能性。

本文的贡献主要包括:

- (1) 提出了一个基于退化信息引导的水下光场图像增强与角度重建方法,可通过稀疏采样的水下光场图像重建出高质量的稠密采样的无水光场图像。实验表明所提方法具有最先进的性能。
- (2) 设计了一个退化卷积核生成(DCKG)模块,通过在下采样的水下光场图像上学习不同角度的光场图像的退化关系,来指导原尺寸的水下光场图像的增强。
- (3) 针对光场图像的特性提出了一个空间-角度聚合卷积,该卷积能够有效地聚合不同角度的空间信息,进而有效地辅助水下光场图像的角度重建。

1 网络框架结构

本文提出的基于退化信息引导的水下光场图像增强与角度重建网络如图1所示。输入是一个维度为 $3 \times u \times v \times h \times w$ 的稀疏采样的水下光场图像 L_w ,其中 $u \times v$ 表示角度分辨率, $h \times w$ 表示空间分辨率,3为RGB颜色通道。本文提出的网络只通过 L_w 得到维度为 $3 \times \alpha u \times \alpha v \times h \times w$ 的稠密采样的无水光场图像 L_{nw} ,其中 α 为角度维度的上采样因子。

网络分为两个阶段:退化估计(Degradation estimation)^[22]和光场重建(Light field reconstruction)。在退化估计阶段,首先将 L_w 的空间维度进行4倍下采样,得到降采样后的水下特征图像 D 。通过对 D 的退化信息进行学习逐步得到退化特征 D_1 和 D_2 。然后通过本文设计的退化卷积核生成模块将 D_1 和 D_2 的退化信息以卷积核的形式传递给 L_w 。在光场重建阶段,通过使用传递过来的退化信息 D_1 和 D_2 对 L_w 进行恢复,得到逐步恢复的特征 F_1 和 F_2 。然后通过本文提出的空间-角度聚合模块(Spatial-angular aggregation module)对空间角度信息进行联合提取和聚合。最后通过将通道维度的信息置换到角度维度,得到 L_{nw} 。

所提网络可充分利用退化信息和角度信息,将低分辨率下采样的光场图像的退化信息转化为卷积

同时计算空间域和角度域的像素梯度差能够更好地挖掘相邻子孔径图像之间偏移量的关联性。

在计算机视觉任务中,部署多个并行卷积层虽然可提取丰富的特征,但往往会带来参数量和推理时间的显著增加。为了解决这一问题,本文尝试利用卷积层的可加性,将并行的普通 $3 \times 3 \times 3$ 卷积层和一个空间-角度差异卷积层简化为一个标准卷积层。

基于卷积操作的线性特性可发现:如果多个大小相同、步长和填充方式一致的三维卷积核作用于相同的输入,将其输出结果相加得到最终输出,那么可将这些卷积核在对应位置上相加,从而得到一个等价的卷积核,使用该等价卷积核进行卷积操作可得到相同的最终输出。因此,受这一特性的启发,本文通过重参数化技术,使得空间-角度聚合卷积达到与普通卷积层相同的推理时间,可表示为

$$F_{\text{out}} = K_{\text{Normal}} * F_{\text{in}} + K_{\text{SAD}} * F_{\text{in}} = (K_{\text{Normal}} + K_{\text{SAD}}) * F_{\text{in}} = K_{\text{SAA}} * F_{\text{in}} \quad (3)$$

式中: K_{Normal} 表示普通 $3 \times 3 \times 3$ 卷积层, K_{SAD} 表示空间-角度差异卷积层, K_{SAA} 表示通过重参数化技术得到的空间-角度聚合卷积。

退化卷积核生成模块如图4所示,通过使用平均池化层(AvgPool)和二维卷积将退化特征转化为卷积核。其中, D_i 表示退化表征, $i \in (1, 2)$ 。通过退化卷积核生成模块, D_1 和 D_2 被转化为卷积核。

1.2 光场重建

在光场重建阶段,首先对水下光场图像使用一个二维卷积进行初始的特征提取,接着使用在退化估计阶段得到的卷积核进行恢复得到特征 F_1 。在得到 F_1 后使用5个空间-角度聚合残差块对 F_1 进行空间信息和角度信息的联合提取。然后使用在退化估计阶段得到的卷积核进行进一步的恢复得到特征 F_2 。为了获取不同距离的空间-角度信息,提出了一个多尺度空间-角度聚合模块(Multi-scale spatial-angular aggregation module)。在得到多尺度空间-角度聚合模块的输出后,将通道域信息置换到角度域得到最终的稠密无水光场图像。

多尺度空间-角度聚合模块如图5所示,将特征 F_2 送入多尺度空间-角度聚合模块,通过使用三维卷

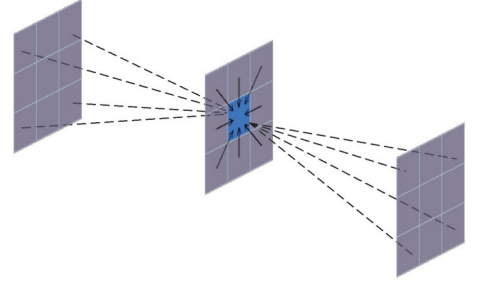


图3 空间-角度聚合卷积结构图

Fig.3 Structure of spatial-angular aggregation convolution

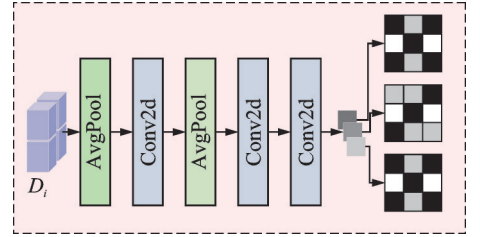


图4 退化卷积核生成模块结构图

Fig.4 Structure of degenerate convolutional kernel generation (DKCG) module

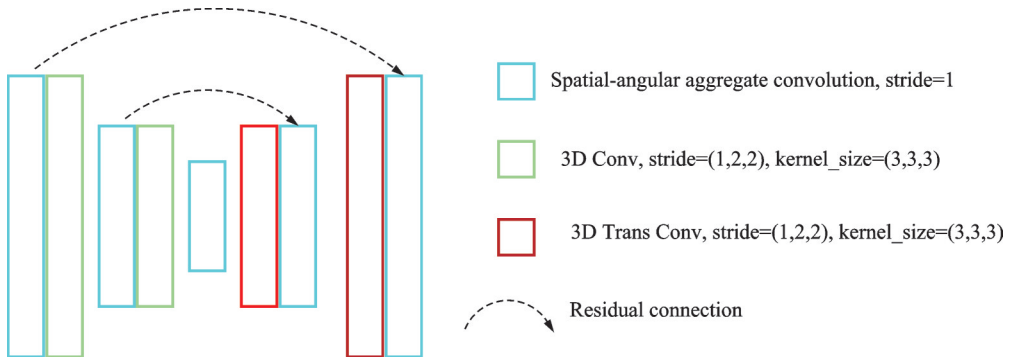


图5 多尺度空间-角度聚合模块结构图

Fig.5 Structure of multi-scale spatial-angular aggregation module

积进行下采样,从而捕捉更大范围特征。并且使用三维转置卷积进行上采样,通过使用空间-角度聚合卷积探索不同尺寸的空间-角度特征,同时使用跳跃连接将深层特征与浅层特征进行连接,可加速模型的收敛。

最后将多尺度空间-角度聚合模块的输出送入上采样(Upsample)模块。通过将通道维度置换到角度维度,得到最终的稠密采样的无水光场图像。

1.3 训练细节

设计了一个损失函数来约束提出的网络,具体公式如下

$$\text{Loss} = \gamma_1 \|L_{nw} - \text{GT}\|_1 + \gamma_2 \text{Per}(L_{nw}, \text{GT}) + \gamma_3 (1 - \text{SSIM}(L_{nw}, \text{GT})) \quad (4)$$

式中:GT表示标签,Per($\cdot$)^[23]表示从ImageNet上预训练VGG网络的高级特征计算感知损失,SSIM($\cdot$)表示结构相似度损失。3个超参数 γ_1 、 γ_2 和 γ_3 分别被经验地设置为1、0.1和1。

2 实验对比

在训练过程中,从LF图像中随机裁剪空间尺寸为 32×32 的小块。BatchSize大小设置为1,并将学习率初始化为 $5e-5$,每1 000次迭代减半,并且使用了 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ 的Adam优化器。所提出的方法使用PyTorch实现,训练在一个NVIDIA RTX 5000 GPU上进行。采用光场图像RGB通道的峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)指标来量化评估性能。选用文献[16]中的水下图像数据集,选择55张光场图像作为训练数据,14张光场图像作为测试数据。由于目前尚未有针对水下光场图像的角度重建框架。因此,本文对比了一些先进方法组成的两阶段方法:Fusion^[24]+LF-EASR^[14]和Fusion+DistgASR^[13]。同时对比了一些基于深度学习的最先进的角度超分辨率方法:LF-EASR和DistgASR。通过使用标签监督的方式,进行水下图像的增强与角度重建。

2.1 不同方法重建质量主观对比

对比了不同方法恢复的图像质量,图6和图7分别进行了定性结果的对比,对比了重建的中心视点图像和EPI图像。图6中的场景出现了明显的绿色偏差,这种颜色偏差会严重掩盖水下环境中的结构细节。在色彩校正方面,只有DistgASR、LF-EASR和本文提出的方法成功地消除了绿色色差。但DistgASR方法引入了模糊和伪影,LF-EASR错误地重建了图中白色物体的纹理和颜色。对比Dist-

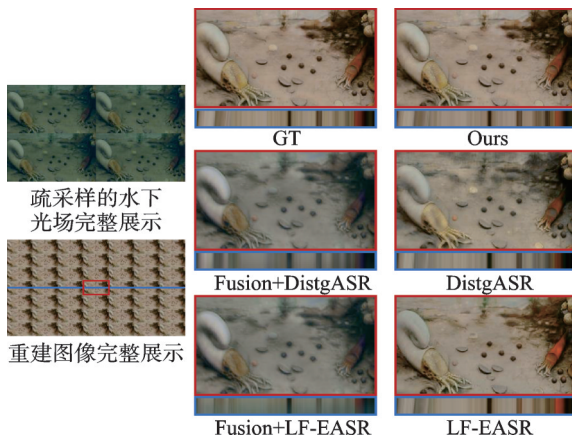


图6 场景1重建质量主观对比

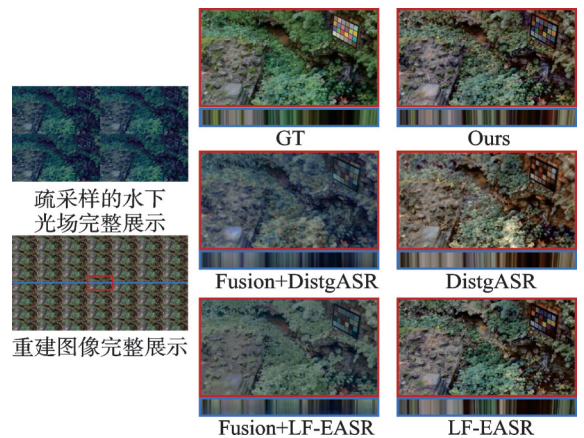


图7 场景2重建质量主观对比

Fig.6 Scenario 1 subjective comparison of reconstruction quality Fig.7 Scenario 2 subjective comparison of reconstruction quality

gASR和LF-EASR,本文方法成功地重建了图中生物的纹理信息。这说明了本文设计的退化信息指导的增强过程在增强水下成像方面的有效性。并且本文方法重建出的EPI图像更接近标签,这说明本文方法重建出的光场图像具有优秀的几何结构。

图7中,两阶段方法无法重建出精细的纹理信息,并且无法成功校正颜色。DistgASR和LF-EASR不可避免地引入了伪影。本文方法在珊瑚区域和岩石区域取得了最精细的纹理信息。本文方法虽然取得了最接近标签的颜色,但仍然有较为明显的色差。未来的工作将会围绕颜色校正展开,如设计一个针对RGB颜色差异的损失函数。

2.2 不同方法重建性能对比

本文方法与其他最先进方法的定量结果对比如表1所示。为确保数据的全面性和代表性,对所有场景的PSNR和SSIM值进行了计算,随后取其平均值作为最终结果。PSNR通过比较原始图像和处理后图像的均方误差(MSE)来衡量图像质量,其计算公式为

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \lg \frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}} \quad (5)$$

式中:MAX为图像像素的最大可能值,对于8位图像,通常为255;MSE为均方误差,计算公式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (6)$$

式中: I 为原始图像, K 为处理后的图像, m 和 n 分别为图像的行数和列数。PSNR值越高,表示图像质量越好。SSIM是一种用于衡量两幅图像结构相似性的指标,其计算公式为

$$\text{SSIM}(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (7)$$

式中: x 和 y 分别为原始图像和处理后图像的局部区域, μ_x 和 μ_y 分别为这两个区域的均值, σ_x^2 和 σ_y^2 分别为这两个区域的方差, σ_{xy} 为这两个区域的协方差, C_1 和 C_2 为用于稳定分母的常数。SSIM值范围在-1到1之间,值越接近1,表示两幅图像的结构相似性越高。在计算PSNR和SSIM时,通常会对整幅图像进行计算,或在图像的多个区域进行计算后取平均值,以得到一个综合的评估结果。

表1 水下光场图像在 $2 \times 2 \rightarrow 7 \times 7$ 任务的重建结果定量对比

Table 1 Quantitative comparison of reconstruction results of underwater light field images for tasks $2 \times 2 \rightarrow 7 \times 7$

方法	Fusion+LF-EASR	Fusion+DistgASR	LF-EASR	DistgASR	Ours
PSNR/dB	15.89	16.03	<u>18.16</u>	17.22	18.80
SSIM	0.563	0.556	0.750	0.713	<u>0.734</u>

表1中的最优结果用加粗标出,次优结果用下划线标出。两阶段方法的表现明显低于一阶段的方法。这是因为两阶段方法中,第一阶段方法恢复的错误信息会导致第二阶段方法的表现下降。LF-EASR对比Fusion+LF-EASR,取得了2.27 dB的PSNR增益和0.187的SSIM增益。DistgASR对比Fusion+DistgASR,取得了1.19 dB的PSNR增益和0.157的SSIM增益。对比一阶段基于深度学习的方法可发现,本文方法在PSNR上能够取得最好的结果,在SSIM指标上本文方法取得了次优的结果,这是因为本文方法充分学习了退化信息。

2.3 消融实验

表2给出了消融实验的定量结果,其中最优结果用加粗标出,次优结果用下划线标出。图8给出了不同变体的定性实验结果。对比所有变体,本文方法重建的结果具有更好的纹理信息和几何一致性。

表2 水下光场图像在 $2\times 2\rightarrow 7\times 7$ 任务的重建结果的消融对比

Table 2 Comparison of ablation results on underwater light field images for tasks $2\times 2\rightarrow 7\times 7$

方法	空间-角度聚合卷积块	退化信息引导	多尺度空间-角度聚合模块	PSNR/dB	SSIM
变体1	×	✓	✓	18.51	0.729
变体2	✓	×	✓	18.21	0.724
变体3	✓	✓	×	18.41	0.765
Ours	✓	✓	✓	18.80	0.734

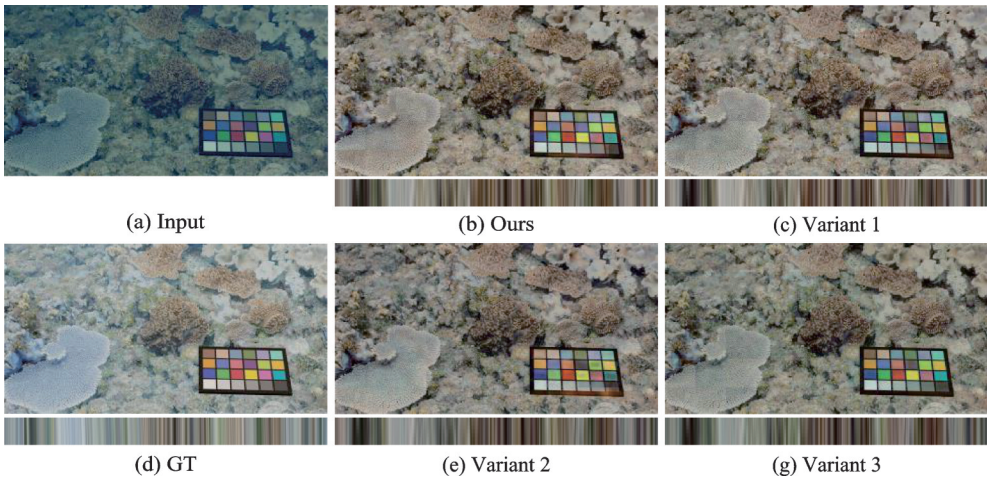


图8 不同变体的重建质量主观对比

Fig.8 Subjective comparison of reconstruction quality for different variants

(1) 空间-角度聚合卷积的有效性

为了学习不同视角之间的纹理信息的关联性,提出了空间-角度聚合卷积并设计了空间-角度聚合卷积块。为了探究空间-角度聚合卷积块的有效性,设计了变体1。在变体1中,将空间-角度聚合卷积块中的空间-角度聚合卷积替换为普通三维卷积。本文方法对比变体1,PSNR取得了0.29 dB的增益,SSIM取得了0.005的增益。这证明了所提空间-角度聚合卷积能够更好地挖掘不同视角之间纹理信息的关联性。

(2) 退化信息引导的有效性

本文方法通过在下采样的水下光场图像中学习退化信息并转化为卷积核来指导水下光场图像的增强。为了探究退化信息引导的有效性,设计了变体2。仅对原尺寸图像进行特征提取,不对下采样的水下光场图像进行特征提取以及不再进行退化信息的引导。本文方法对比变体2,PSNR取得了0.59 dB的增益,SSIM取得了0.010的增益。这证明了所提退化信息引导策略的有效性。

(3) 多尺度空间-角度聚合模块的有效性:

本文提出了多尺度空间-角度聚合模块,对特征进行不同范围的特征提取以及交互,有效增强水下光场图像的增强与角度重建的表现。为了探究多尺度空间-角度聚合模块的有效性,设计了变体3。对比本文方法,变体3去掉了多尺度空间-角度聚合模块。本文方法对比变体3,PSNR取得了0.39 dB的增益。这证明了所提多尺度空间-角度聚合模块的有效性。

对比所有的变体,本文方法取得了最好的表现。这是因为首先退化信息策略可高效地学习不同角度的退化信息并用于水下光场图像的增强,其次空间-角度聚合卷积和多尺度空间-角度聚合模块可有效地学习不同视角中纹理信息的关联性,这有助于重建出更高质量的新视点。

2.4 效率对比

表3展示了不同方法在参数数量、FLOP和推理时间方面的比较结果,所有模型均在NVIDIA RTX 5000上使用相同环境进行测试。本文方法在保持性能的同时,实现了相对较低的FLOP,这表明其在计算效率方面具有一定的优势。这可能得益于本文方法中设计的高效卷积操作和网络结构优化。所提多尺度空间-角度聚合模块能够在不同尺度上有效地提取和聚合特征,从而在不显著增加计算量的情况下提升模型的表达能力和性能。本文方法在参数量上的控制也相对合理,虽然高于某些轻量级模型,但并未过度增加参数量以换取性能提升,这有助于在实际应用中平衡模型的复杂度和性能。本文方法的推理时间为0.047 1 s,虽略高于LF-EASR的0.039 2 s,但优于DistgASR的0.070 7 s。得益于空间-角度聚合卷积的重参数化技术,本文方法在推理时间上与普通卷积层相当,有效满足了实际应用中的时效性需求。

表3 参数数量、FLOP和推理时间比较

Table 3 Comparison of number of parameters, FLOP, and inference time			
方法	LF-EASR	DistgASR	Ours
Param/ 10^6	6.63	2.68	14.61
FLOP/ 10^9	31.473 8	35.087 2	21.611 9
Time/s	0.039 2	0.070 7	0.047 1

3 结束语

针对现有水下光场图像采集困难的问题,提出了一种退化信息引导的水下光场图像增强与角度重建网络。通过学习不同角度的退化信息,高效地对水下光场图像进行增强和角度重建。并且针对光场的特性,提出了一种空间-角度聚合卷积。在不增加推理时间的情况下,充分挖掘不同视角中纹理信息的关联性。所提多尺度空间-角度聚合模块可学习不同范围的信息。实验结果表明,与目前最先进的方法相比,该方法取得了最优的表现。未来,将考虑针对颜色校正进行模型设计,旨在能够校正颜色。

参考文献:

[1] AWAD A, ZAHAN N, LUCAS E, et al. Underwater simultaneous enhancement and super-resolution impact evaluation on object detection[C]//Proceedings of Pattern Recognition and Tracking XXXV. [S.l.]: SPIE, 2024, 13040: 67-77.

[2] WANG H, ZHANG W, REN P. Self-organized underwater image enhancement[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 215: 1-14.

[3] ALSAKAR Y M, SAKR N A, EL-SAPPAGH S, et al. Underwater image restoration and enhancement: A comprehensive review of recent trends, challenges, and applications[J]. The Visual Computer, 2024, 10: 1-49.

[4] WANG H, SUN S, CHANG L, et al. INSPIRATION: A reinforcement learning-based human visual perception-driven image enhancement paradigm for underwater scenes[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108411.

[5] WANG H, ZHANG W, BAI L, et al. Metalantis: A comprehensive underwater image enhancement framework[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-19.

[6] MARTINHO L A, CALVALCANTI J M B, PIO J L S, et al. Diving into clarity: Restoring underwater images using deep learning[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2024, 110(1): 32: 10846.

[7] WANG F Y, SHEN Y. Parallel light fields: A perspective and a framework[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2024, 11(2): 542-544.

[8] RAJAPAKSHA U, SOHEL F, LAGA H, et al. Deep learning-based depth estimation methods from monocular image and videos: A comprehensive survey[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 56(12): 1-51.

[9] LIU D, LI S, CHEN Y, et al. Spatial-angular enhanced network for light-field image super-resolution with geometry-assisted upsampling[J]. Journal of Electronic Imaging, 2025, 34(1): 013036.

[10] LYU X, HOU J. Probabilistic-based feature embedding of 4-D light fields for compressive imaging and denoising[J]. International Journal of Computer Vision, 2024, 132(6): 2255-2275.

[11] DU D, LI E, SI L, et al. UIEDP: Boosting underwater image enhancement with diffusion prior[J]. Expert Systems with

- Applications, 2025, 259: 125271.
- [12] WANG Y, LIANG Z, WANG L, et al. Real-world light field image super-resolution via degradation modulation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 36(3): 5559-5573.
- [13] WANG Y, WANG L, WU G, et al. Disentangling light fields for super-resolution and disparity estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 425-443.
- [14] LIU G, YUE H, WU J, et al. Efficient light field angular super-resolution with sub-aperture feature learning and macro-pixel upsampling[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 6588-6600.
- [15] LIU D, MAO Y, ZUO Y, et al. Light field angular super-resolution network based on convolutional Transformer and deep deblurring[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2024, 10: 1736-1748.
- [16] LIN Y, LYU X, HOU J, et al. Enhancing underwater imaging with 4-D light fields: Dataset and method[J]. arXiv preprint arXiv:2408.17339, 2024.
- [17] JEON J J, PARK J Y, EOM I K. Low-light image enhancement using gamma correction prior in mixed color spaces[J]. Pattern Recognition, 2024, 146: 110001.
- [18] 黄裕青, 李华锋, 原铭, 等. 基于卷积神经网络梯度和纹理补偿的单幅图像超分辨率重建[J]. 数据采集与处理, 2023, 38(5): 1112-1124.
- HUANG Yuqing, LI Huafeng, YUAN Ming, et al. Single-image super-resolution reconstruction based on convolutional neural network gradient and texture compensation[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2023, 38(5): 1112-1124.
- [19] 赵丽玲, 孙权森, 张泽林. 基于深度学习特征字典的单帧图像超分辨率重建[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(4): 740-750.
- ZHAO Liling, SUN Quansen, ZHANG Zelin. Single image super resolution reconstruction based on deep learning features dictionary[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2018, 33(4): 740-750.
- [20] 苗园, 王加俊, 刘守快. 基于图片序列的三维表面重建[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(4): 407-412.
- MIAO Yuan, WANG Jiajun, LIU Shoukuai. Three-dimensional surface reconstruction based on image sequence[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(4): 407-412.
- [21] CONG R, SHENG H, YANG D, et al. End-to-end semantic segmentation utilizing multi-scale baseline light field[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2024, 34(7): 5790-5804.
- [22] QING Y, LIU S, WANG H, et al. DiffUIE: Learning latent global priors in diffusion models for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2024, 26:1-14.
- [23] JOHNSON J, ALAHI A, FEI-FEI L. Perceptual losses for realtime style transfer and super-resolution[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV). [S.l.]: ECCV, 2016: 694-711.
- [24] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence: IEEE, 2012: 81-88.

作者简介:



刘德阳(1987-), 通信作者, 男, 教授, 研究方向: 三维视频处理、光场图像处理、视频编码, E-mail: deyang.liu@hotmail.com。



李世政(2002-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理和计算机视觉。



朱宇航(2002-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理和计算机视觉。



刘慧(1995-), 女, 硕士, 研究方向: 计算机视觉和医学图像处理。

(编辑: 夏道家)