

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416878

基于 Enhanced Zero-DCE++ 的水下 选通图像增强技术研究*

田青¹ 赵宇¹ 张正¹ 羊强²

(1. 北方工业大学信息学院 北京 100144; 2. 先进技术成果西部(绵阳)转化中心 绵阳 621000)

摘要: 水下距离选通成像技术具有不受环境光影响、作用距离远的优点,已成为众多学者关注的研究领域。然而,水下选通图像存在光照分布不均、噪点较多等问题,导致成像的清晰度受到影响。针对上述问题,在现有的低照度增强算法 Zero-DCE++ 基础上,本文提出了一种 Enhanced Zero-DCE++ 算法。首先,引入改进的核选择模块,使用深度可分离卷积和 ReLU6 激活函数替换标准卷积和 ReLU 激活函数,改善水下选通图像光圈部分过曝光的问题;其次,采用改进的 HWAB 半小波注意力模块,使用 CBAM 替代 DAU 双注意力单元,在小波域中区分噪声和真实特征,增强特征区分能力,提高成像清晰度;最后,加入 ADNet 噪声去除模块,有效抑制 Zero-DCE++ 在低光照增强后的噪声。在自采的水下选通数据集上的实验结果表明,相比于 Zero-DCE++ 模型,Enhanced Zero-DCE++ 模型处理结果的峰值信噪比提升约 0.65 dB、图像信息熵提升约 0.23,证明了模型的有效性和可行性。

关键词: 图像增强;水下距离选通图像;低照度图像;深度学习

中图分类号: TP391.4; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.99

Research on underwater range-gated image enhancement technology based on Zero-DCE++

Tian Qing¹ Zhao Yu¹ Zhang Zheng¹ Yang Qiang²

(1. School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China; 2. Western China(Mianyang) Transformation Center for Advanced Technological Achievements, Mianyang 621000, China)

Abstract: Underwater range-gated imaging technology is not affected by ambient light and has the advantage of long operating distances, making it a field of interest for many researchers. However, underwater gated images face issues such as uneven lighting distribution and high noise levels, which impair image clarity. In response to these challenges, this paper introduces an Enhanced Zero-DCE++ algorithm, building on the existing low-light enhancement algorithm Zero-DCE++. Initially, an improved kernel selection module is incorporated, replacing standard convolution and ReLU activation functions with depthwise separable convolution and ReLU6, to address overexposure issues in certain areas of underwater gated images. Furthermore, an improved HWAB half-wavelet attention module utilizing CBAM instead of the DAU dual attention unit is employed to differentiate between noise and real features in the wavelet domain, enhancing feature distinction and improving imaging clarity. Lastly, an ADNet noise reduction module is added to effectively suppress noise following low-light enhancement by Zero-DCE++. Experiments on a self-collected underwater gated dataset demonstrate that the Enhanced Zero-DCE++ model achieves approximately 0.65 dB improvement in peak signal-to-noise ratio and a 0.23 increase in image information entropy compared to the Zero-DCE++ model, proving the model's effectiveness and feasibility.

Keywords: image enhancement; underwater range-gated image; low light image; deep learning

0 引言

水下成像技术对海洋科学和军事应用至关重要。水下

成像受光的吸收和散射影响,导致传统方法探测距离短、对比度低。选通成像利用蓝绿激光结合时序滤波,降低散射光影响,提升成像质量。但该技术仍受后向散射、前向散

收稿日期:2024-09-12

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2024QY2632)资助

射、激光吸收和噪声等因素的限制,导致图像存在噪声高、对比度低等问题,需通过图像增强技术来改进。

传统的水下图像增强模型分为非物理模型增强和基于物理模型增强两类。前者通过调整像素值来提高图像质量,后者通过逆运算重建图像。陈哲等^[1]提出了一种基于梯度先验的水下图像恢复方法,杜道平等^[2]提出改进暗通道算法以平衡衰减和估计环境光。但受限于环境变化,传统的增强方法适应度有限。目前,利用深度学习技术增强水下图像质量已成为新的研究方向。周露珊等^[3]提出一种轻量级的密集残差卷积神经网络提高水下图像质量。孙凌宇等^[4]基于 U-Net 改进残差注意力结构并引入边缘检测模块。胡雨航等^[5]以循环生成对抗网络为架构,提出了多特征选择与双向残差融合的方法。

与普通水下图像不同,选通图像为灰度图像,缺少颜色信息,目标与背景难以区分,为图像增强带来复杂性,吸引了众多学者进行研究。许廷发等^[6]结合了二维直方图转换与非迭代 Retinex 算法增强对比度;Zhao 等^[7]采用帧叠加去噪和灰度拉升技术提升图像质量。王新伟等^[8]也在三角形距离能量相关三维成像等领域取得创新性成果。

尽管有多种提升水下选通图像质量的方法,但仍面临诸多挑战,特别是在极低光照的环境下。低照度增强技术已被应用于夜间驾驶、交通事故现场^[9]中。本文采用低照度图像增强算法应对水体对激光的吸收导致的水下环境光照不足、细节丢失的问题,提高图像质量,清晰地分辨目标和背景。基于深度学习的低照度增强算法已取得良好的效果,包括监督学习和无监督学习两种。监督学习算法包括 Retinex-Net^[10]等,而无监督学习方法则有 Enlighten

GAN^[11]、Zero-DCE^[12]和 SCI^[13]等。水下选通图像因设备普及度较低而难以获取充足的配对训练数据,且水下场景常要求图像处理算法在低资源环境中实时运行。现有算法在低照度条件下,常存在水下选通图像中光圈部分的过曝光以及噪声的显著增加,针对上述问题,在无监督深度学习方法 Zero-DCE++^[14]的基础上,本文提出一种改进后的算法来应对水下选通图像在低照度环境中的挑战,具体改进如下:

1) 采用改进后的核选择模块^[15]动态调整感受野,解决水下选通图像光圈部分过曝光的问题,使用深度可分离卷积和 ReLU6 激活函数替换标准卷积和 ReLU 激活函数,确保模型多尺度特征表达的同时优化计算效率和参数数量。

2) 为解决水中光线衰减导致的散射噪声与反射信号混杂无法有效区分的问题,引入改进的半小波注意力模块^[16](half wavelet attention block, HWAB)在小波域中区分真实特征和噪声,使用卷积注意力机制模块(convolutional block attention module, CBAM)替换双重视注意力单元,强化小波域特征的表达能力同时降低计算成本。

3) 采用注意力导向的去噪模块(attention-guided CNN for image denoising, ADNet)^[17]对成像器件和激光传播过程中引入的多种噪声进行去噪,提高成像清晰度。

1 改进的 Zero-DCE++ 模型

Enhanced Zero-DCE++ 的网络结构如图 1 所示,由三部分组成,分别是光增强曲线 LE-curve、深度曲线估计网络 DCE-Net 和无参考损失函数。

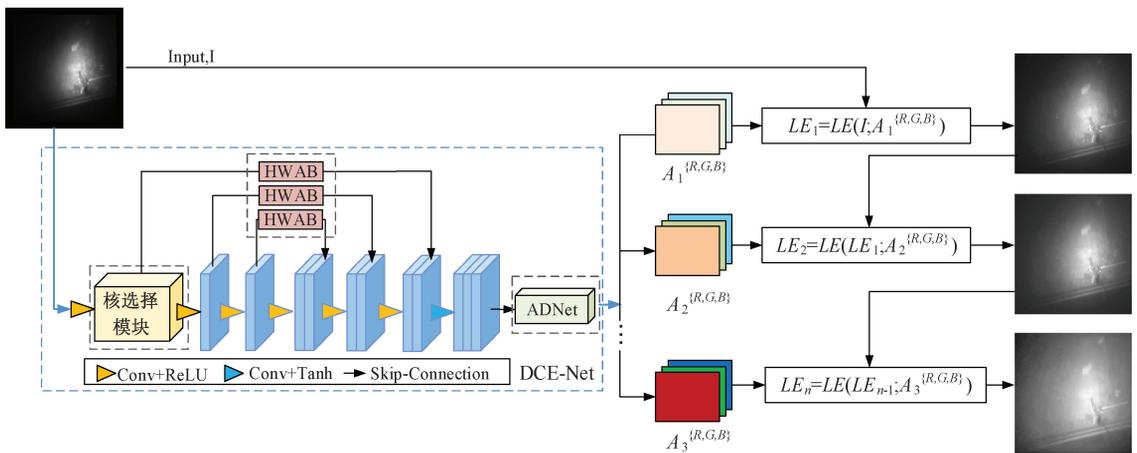


图 1 Enhanced Zero-DCE++ 结构图,灰色虚线处为改进点

Fig. 1 Structure of Enhanced Zero-DCE++, with gray dashed lines indicating the improvement points

1.1 改进的核选择模块

在距离选通成像系统中,激光器发出的激光光束质量较低,且脉冲能量分布不均,使得图像不同部分的照明强度不一致,应用现有的低照度增强算法虽然提高了暗部区域的亮度,但容易导致本就明亮的光圈部分过曝光。针对

这一问题,提出了改进的核选择模块,动态调整感受野大小,从适应不同区域的处理需求,确保图像整体质量提升。通过使用深度可分离卷积替代标准卷积,在保证多尺度特征表达能力的同时减少计算量,使模型更适用于低资源环境下的实时处理需求。将 RELU6 激活函数替代标准

ReLU, 限制激活值范围, 提高嵌入式设备的数值计算稳定性, 并有效降低过曝光的风险。

1) 核选择模块

核选择模块, 如图 2 所示, 通过选择不同大小的卷积窗

口, 允许网络针对不同图像区域自适应调整其处理方式, 确保图像整体的动态范围得到合理的保持和展示。对于图像中亮度较高的区域, 较小的核可以用来聚焦于细节, 避免过大的核将过多的亮区信息一并处理, 从而减少过曝效应。

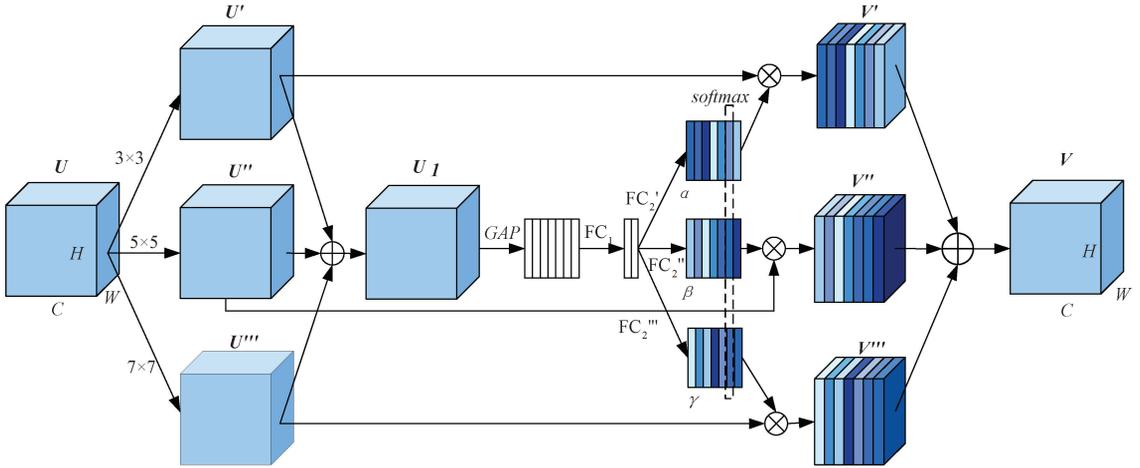


图 2 核选择模块

Fig. 2 Selective kernel module

给定特征图 $U \in R^{H \times W \times C}$ 由 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 三个并行卷积进行计算, 得到 U', U'' 和 U''' , 然后通过逐元素求和整合所有分支信息得到 U_1 。并通过全局平均池化和全连接层进行压缩和扩展, 学习得到 α, β 和 γ 三个权重系数, 经过 $softmax$ 激活函数处理, 得到各通道对应权重值:

$$k_c = \frac{e^{\alpha_c}}{e^{\alpha_c} + e^{\beta_c} + e^{\gamma_c}}, k = \alpha, \beta, \gamma \quad (1)$$

式中: α, β 和 γ 分别表示 U', U'' 和 U''' 的软注意力矢量, α_c 是 α 的第 c 个元素, β_c 和 γ_c 同理。

最后组合各个核及其注意力权重来计算输出特征图 V :

$$V_c = \alpha_c \cdot U' + \beta_c \cdot U'' + \gamma_c \cdot U''' \quad (2)$$

2) 深度可分离卷积

传统卷积是对所有通道进行操作, 如图 3(a) 所示。深度可分离卷积将卷积过程拆分为两个步骤, 如图 3(b) 所示。首先是深度卷积, 针对每个通道进行单独的卷积操作, 主要负责提取空间特征。逐点卷积则对深度卷积的结果进行逐像素的卷积操作, 用于组合来自不同通道的特征, 从而得到最终的输出特征图。深度可分离卷积相比传统卷积具有更少的参数和计算量, 因此可以在保留图像的多尺度特征表达能力的同时, 提高模型的运行速度和效率。

3) ReLU6 激活函数

ReLU6 激活函数保留了 ReLU 的非线性特性, 但将最大输出值做了约束。当输入 $x \leq 0$ 时, 输出为 0; $0 < x \leq 6$ 时, 输出为 x ; 当输入 $x > 6$ 时, 输出被截断为 6。表示为:

$$ReLU6 = \min(6, \max(0, x)) \quad (3)$$

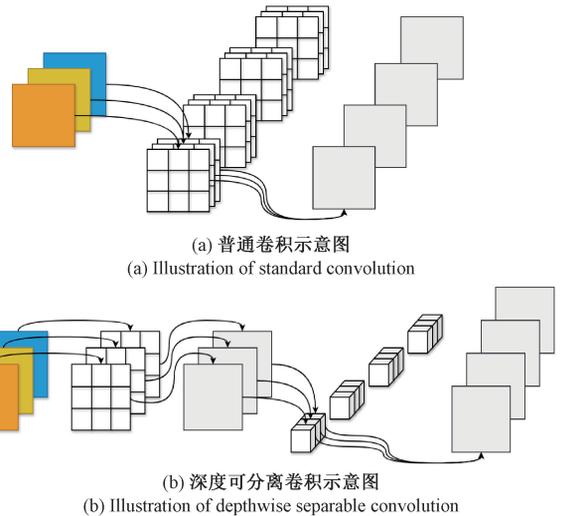


图 3 普通卷积和深度可分离卷积示意图

Fig. 3 Illustration of standard convolution and depthwise separable convolution

当网络应用在低精度移动端设备时, ReLU6 激活函数可以保证有很好的数值分辨率。ReLU 激活函数对输出值并不加以任何限制, 使得激活值很大, 分布在很大的范围内, 而资源受限的低精度嵌入式设备中, 由于处理能力或硬件设计的限制, 无法精确表示和计算其数值, 导致精度损失。通过限制激活范围, ReLU6 减少了数值溢出的可能性, 提高了模型在嵌入式环境中的稳定性和可靠性。

1.2 改进的半小波注意力模块

在水中, 光线严重衰减, 即使采用激光选通成像技术, 也难以完全避免散射噪声的影响, 尤其是这些散射噪声的

强度往往与衰减后的反射信号相当,增加了图像处理的复杂性。针对这一问题,添加改进的 HWAB 半小波注意力模块,用于对水下选通图像的噪声特征和真实特征进行区分,增强对水下选通图像的处理效果。HWAB 半小波注意力模块,如图 4 所示,将输入特征 $f_{in} \in R^{C \times H \times W}$ 沿通道输入分成两部分 $f_{identity}$ 和 f_t 。对输入特征进行划分的目的是降低计算复杂度并保留上下文信息,其中 $f_{identity}$ 用于保持普通域的特征,另一部分 f_t 经过离散小波变换(discrete wavelet transformation, DWT)获得小波域的特征 f_w 。小波变换能够同时提供空间和频率的信息,更适合区分无用的信息和真实特征,使得模型在处理复杂的水下环境时,能够更好地保留多尺度细节和局部特征。为强化小波域特征的表达同时降低计算成本,使用 CBAM 注意力模块替换双重注意力单元,处理并得到加权小波域特征 f'_w ,从而在提高特征提取能力的同时减少计算开销。通过逆小波变换(inverse wavelet transform, IWT)将其转换回正常尺寸,并变为加权常规域特征 f'_t 。加权后特征 f'_t 和普通域特征 $f_{identity}$ 融合,经卷积和激活层处理生成最终输出 f_{out} 。

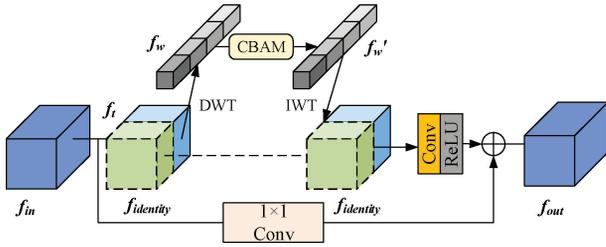


图 4 HWAB 模块

Fig. 4 HWAB module

CBAM 模块如图 5 所示,首先通过通道注意力机制对输入特征进行加权,以强化最重要的通道特征,然后再应用空间注意力机制进一步强调重要空间区域。这种顺序且独立的注意力操作使网络能够逐步从通道到空间层次细化关注,最终实现更精细、有效的特征提取,提升整体表达能力。

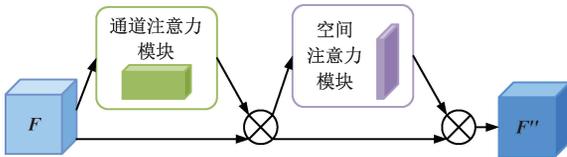


图 5 CBAM 模块

Fig. 5 CBAM module

通道注意力子模块,如图 6 所示,是基于全局平均池化和全局最大池化生成的特征描述,目的是为了突出重要的特征通道。

空间注意力模块则主要关注特征图中哪些空间区域是信息丰富的,先对输入特征映射进行最大池化和平均池化操作,随后通过卷积层进一步深入提取特征,如图 7 所示。

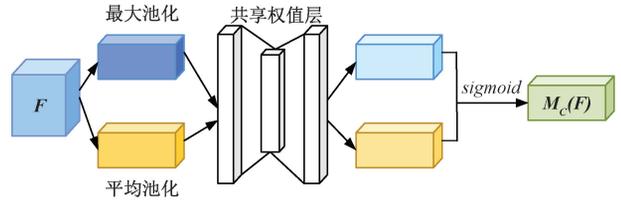


图 6 通道注意力模块

Fig. 6 Channel attention module

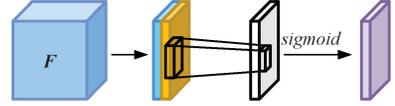


图 7 空间注意力模块

Fig. 7 Spatial attention module

1.3 去噪模块

在水下激光成像系统中,激光传播过程中会产生散斑噪声,而成像器件也会引入颗粒噪声和热噪声。这些噪声的叠加显著降低了系统采集的图像质量,并且随着成像距离的增长,图像受到的随机噪声干扰也逐渐加剧。去噪模块采用了基于注意力引导的深度学习神经网络 ADNet,用于解决水下选通成像去噪问题。

ADNet 网络主要由稀疏块(sparse block, SB)、特征增强块(feature enhancement block, FEB)、注意力块(attention block, AB)和重建块(reconstruction block)4 个模块组成,网络结构如图 8 所示。

稀疏块 SB 由 12 层网络构成,每层网络由普通卷积或空洞卷积、BN 归一化函数和 ReLU 激活函数组成。通过交替使用两种卷积方式扩大感受野,提取基础噪声特征,同时控制计算量,优化性能和效率。特征增强块 FEB 聚焦于结合全局和局部特征,增强重要区域的特征表征能力,从而进一步抑制噪声对图像质量的影响。现实中的噪声通常是多种来源且充满随机性,AB 模块用于提取复杂背景中隐藏的噪声信息。重建模块 RB 通过结合获取的噪声映射和给定的噪声图像来构建干净图像。

2 实验结果及分析

2.1 评价指标

本文采用峰值信噪比(PSNR)、图像信息熵作为性能评价指标。

PSNR 度量两张图像的像素相似性,PSNR 值越高,表示增强后的图像与参考图像的差异越小。相反,PSNR 越小,表示处理前后图像的差异越大。PSNR 表达式如下:

$$PSNR = 10 \times \lg \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (4)$$

式中: MAX 表示图像可能的最大像素值, MSE 表示图像的均方误差。

均方误差表达式如式(5)所示。

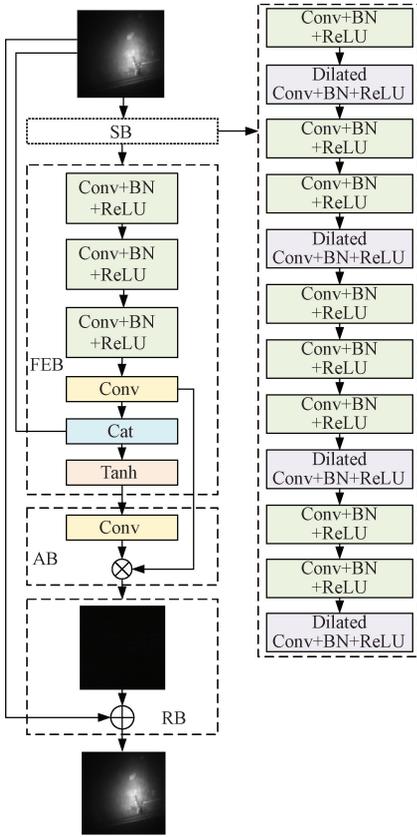


图 8 ADNet 网络结构

Fig. 8 ADNet network structure

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \| I(i, j) - K(i, j) \|^2 \quad (5)$$

式中： m 和 n 是图像的宽和高， $I(i, j)$ 和 $K(i, j)$ 是原图像和增强图像在 (i, j) 处的灰度值。

图像信息熵是一个度量图像信息量的统计量，用于描述图像的复杂性和纹理信息。信息熵越高，表示图像包含的信息量越大，图像的细节和复杂度也越高。信息熵是基于图像的像素值分布来计算的，表达式如下：

$$H = \sum_{i=0}^{255} p_i \log p_i \quad (6)$$

式中： p_i 是像素值 i 出现的概率。

2.2 实验环境和参数设置

实验采用的是 Ubuntu 18.04 操作系统，CPU 为 Intel i7-9700 处理器，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti 显卡，16 G 运行内存，深度学习基础框架为 Pytorch。训练 200 轮，batch-size 设为 8，学习率 0.000 1，权重衰减为 0.000 1。

2.3 数据集

本文的数据集由公开的低光照增强数据集 SICE 和自采的水下选通数据集组成。其中，从 SICE 中选取了 1 304 张曝光不足的图片进行训练，由于选通图像没有颜色信息，将图片调整为黑白图像。通过水下选通系统采集了

269 张图像，该系统由固体激光器、纳秒门控相机和同步时序模块组成，固体激光器发射波长为 532 nm 的激光脉冲，重频为 300 kHz，脉宽 4 ns；门控相机为像增强相机，最小门宽 3 ns，功耗 25 W，同步触发精度 35 ps。由于水下选通设备较少且下水成本较高，为缓解数据缺乏的问题，对自采图像进行了数据扩充，采用翻转和随机裁剪等方式，最终将数据集扩充至 2 320 张图片。训练集：验证集：测试集比例为 8:1:1。所有图像的尺寸统一调整为 512×512 ，采集的图像通过帧叠加算法得到参考图像。部分水下选通图像数据集如图 9 所示。

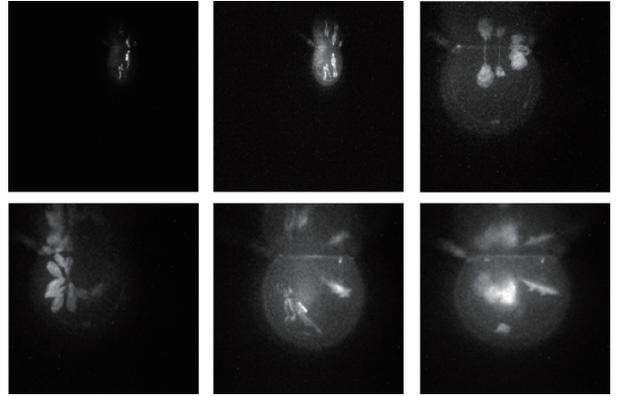


图 9 部分水下选通图像数据集

Fig. 9 Partial underwater gated imaging dataset

2.4 对比实验

为验证本文算法的有效性，与其他低照度图像增强算法进行对比试验，包括直方图均衡化、MBLLEN^[18]、Retinex-Net^[10]、KinD++^[19]、URetinex-Net^[20]、SCI^[13]、Enlighten GAN^[11]、PairLIE^[21]、Retinexformer^[22]、Zero-DCE++^[14]。

1) 在测试集上的增强性能结果如表 1 所示。本文方法的 PSNR 达到 27.453 4 dB，图像信息熵达到 7.351 1，在指标上优于其他算法。相较于原 Zero-DCE++ 网络，PSNR 提升了 0.65 dB，图像信息熵提升了 0.23，证明本文所提方法在低照度增强任务中具有更好的性能。

不同算法对水下选通图像处理后的视觉效果对比如图 10 和图 11 所示。直方图均衡化处理后的图像对比度增强过强，亮部和暗部细节失去平衡。基于深度学习的算法提供了动态调整，但各自也存在一些局限性。经 LIME 处理后的图像虽然整体光线比较均匀，但是光圈区域过亮。MBLLEN 处理后的图像目标的细节在高亮区域被严重覆盖。Retinex-Net 处理后的图像出现了光晕现象，这导致了目标边缘的模糊，降低了整体图像的可视性。经 KinD++ 处理后的图像光源附近区域亮度过高，有效信息损失较大。经过 SCI-main 处理后的图像亮度略有提升，但整体图像仍然偏暗，图像的细节表现不够清晰。Enlighten GAN 虽然提高了图像的整体亮度，但在光源区域附近出现了轻

表 1 与其他算法在测试集上的对比结果

Table 1 Comparison results on the test set with other algorithms

模型	PSNR/dB	图像信息熵
直方图均衡化	25.546 9	6.983 4
MBLLEN	26.354 2	6.758 9
Retinex-Net	25.784 8	6.388 8
KinD++	25.812 3	6.823 4
URetinex-Net	26.456 7	7.012 3
SCI	26.711 4	7.108 5
Enlighten GAN	26.638 8	6.094 7
PairLIE	26.652 4	7.012 3
Retinexformer	26.887 6	7.134 5
Zero-DCE++	26.800 3	7.120 6
Enhanced Zero-DCE++	27.453 4	7.351 1

微的过曝。PairLIE 和 Retinexformer 在保留细节和控制亮度方面有所改善,但依然未能完全避免亮度区域的信息损失。Zero-DCE++ 在亮度提升上表现较好,且比较均匀,但是暗部区域噪声也明显。Enhanced Zero-DCE++ 算法处理后的整体图像亮度得到了有效提升,同时光源区域的处理也较为自然,没有引起明显的过曝,噪声也得到了有效抑制,图像整体更为清晰。

2)进一步,为了验证 Enhanced Zero-DCE++ 算法的普适性,选取水下公开数据集 UIEBD 作为测试对象,采用 PSNR 和图像信息熵作为图像客观评价指标。UIEBD 数据集包含了各种水下环境下采集的图像,具有多样化的水下场景、光照条件以及颜色失真的情况。从中挑选了 60 张光线不足的图像用于实验,将图像转为黑白图。定性结果如图 12 所示,定量结果如表 2 所示。本文方法的 PSNR 达到 28.193 5 dB,图像信息熵达到 7.681 0,在指标

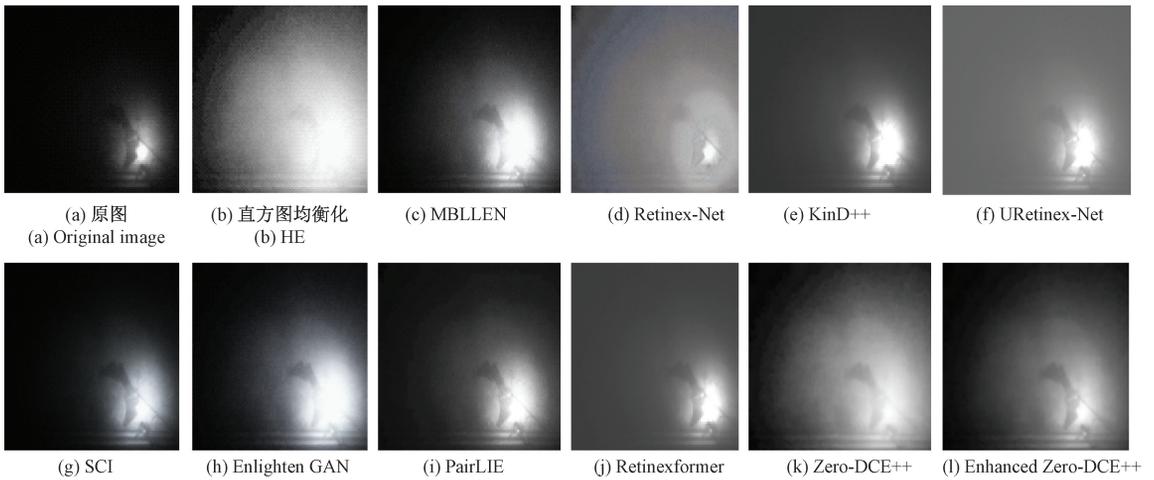


图 10 不同算法在水下选通图像 1 上的处理结果

Fig. 10 Results of different algorithms on underwater gated image 1

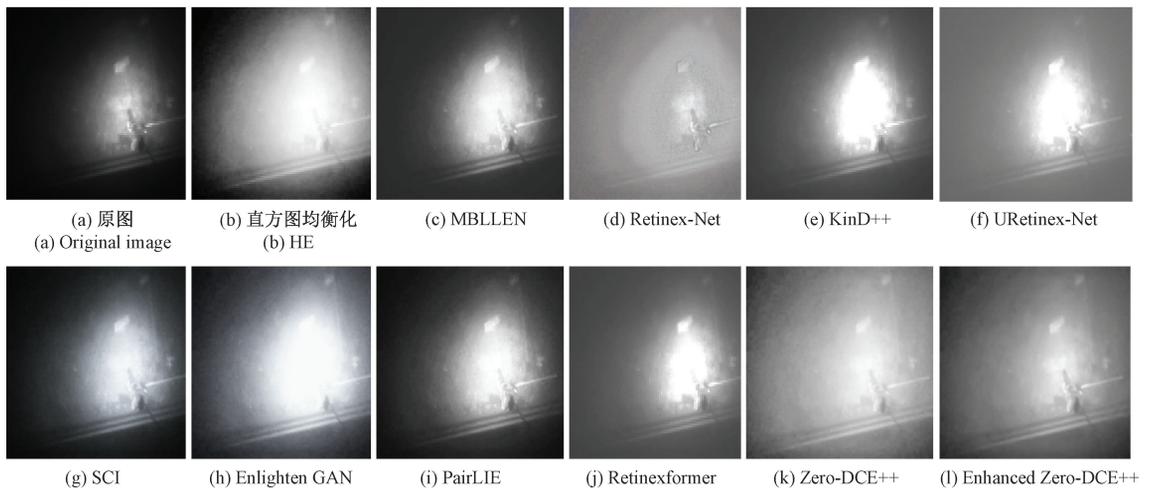


图 11 不同算法在水下选通图像 2 上的处理结果

Fig. 11 Results of different algorithms on underwater gated image 2

表 2 与其他算法在 UIEBD 数据集上的对比结果

Table 2 Comparison results with other algorithms

on the UIEBD dataset

模型	PSNR/dB	图像信息熵
直方图均衡化	27.893 3	6.556 0
MBLLEN	27.802 3	6.256 5
Retinex-Net	27.072 1	6.418 8
KinD++	27.823 4	6.367 8
URetinex-Net	27.812 1	6.823 4
SCI	27.819 6	7.568 4
EnlightenGAN	27.036 7	6.394 0
PairLIE	27.845 6	7.123 4
Retinexformer	27.834 5	7.456 7
Zero-DCE++	27.848 4	7.473 2
Enhanced Zero-DCE++	28.193 5	7.681 0

上优于其他算法。相较于原 Zero-DCE++ 网络, PSNR 提升了 0.35 dB, 图像信息熵提升了 0.21。

从图 12 中可以看出, 直方图均衡化处理的图像虽然亮部区域和暗部区域对比比较明显, 但是边缘部分略显模糊。经 MBLLEN、URetinex-Net、Enlighten GAN 等算法处理后的图像在高对比度区域出现了明显的过曝光现象, 导致亮部细节丢失。KinD++、PairLIE、Retinexformer 等算法在边缘和细节的保留上表现不足, 目标轮廓模糊。相比之下, Enhanced Zero-DCE++ 处理后的图像在亮度提升的同时, 细节保留较好, 图像整体更加自然。

2.5 消融实验

为验证在 Enhanced Zero-DCE++ 算法上所添加的不同模块(核选择模块、半小波注意力模块、去噪模块)的有效性, 本文在测试集上共进行了 3 组消融实验, 定性结果如图 13 所示, 定量比较如表 3 所示, 实验结果表明, 各模块均有效提升了图像质量。

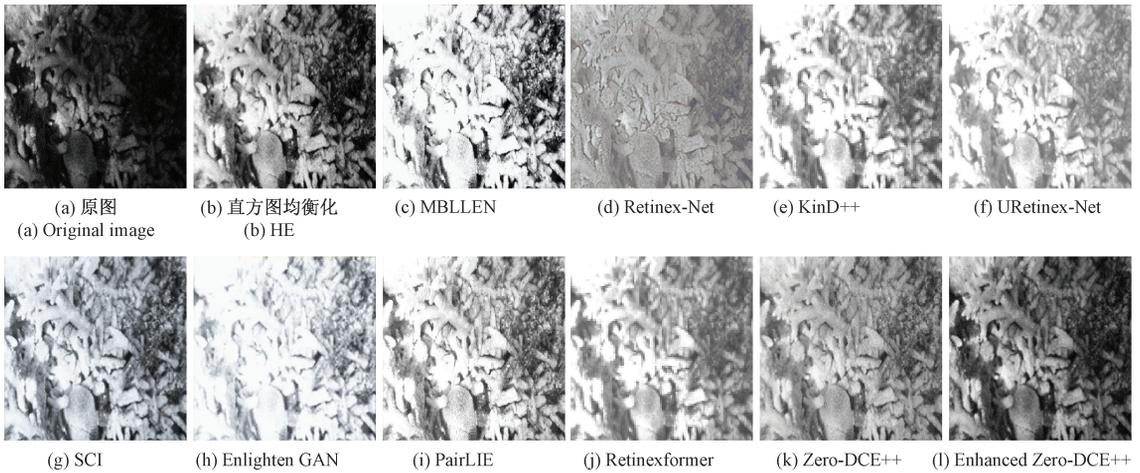


图 12 不同算法在 UIEBD 数据集上的处理效果

Fig. 12 Processing results of different algorithms on the UIEBD dataset

表 3 消融实验定量比较

Table 3 Quantitative comparison of ablation study

改进 算法	+核选择 模块	+半小波 注意力模块	+去噪 模块	PSNR	图像 信息熵
I	—	—	—	26.800 3	7.120 6
II	✓	—	—	27.239 5	7.227 7
III	✓	✓	—	27.246 4	7.243 9
IV	✓	✓	✓	27.453 4	7.351 1

3 结 论

针对水下选通图像常见的光照不均与噪声显著问题, 在 Zero-DCE++ 基础上进行改进。首先, 融入了优化的核选择模块, 使用深度可分离卷积搭配 ReLU6 激活函数来替代传统的标准卷积和 ReLU 激活函数, 解决了水下选通

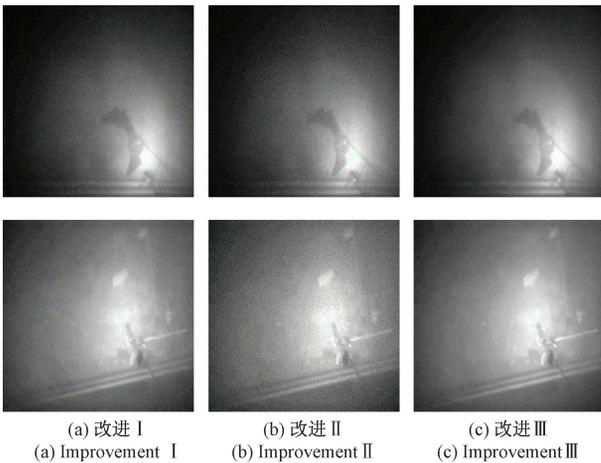


图 13 消融实验定性结果

Fig. 13 Qualitative results of ablation study

图像中光圈区域过曝光的问题,使得图像细节更加自然均衡。其次,为了精准区分图像噪声与真实纹理信息,采用了改进的 HWAB 半小波注意力模块,引入 CBAM 替代 DAU 双注意力单元,有效提升算法在复杂水下环境中的噪声抑制与特征增强能力。最后,为了进一步解决 Zero-DCE++ 在增强后可能引入的额外噪声问题,集成 ADNet 噪声去除模块,为网络添加了去噪能力。实验数据充分证明了上述改进的有效性:相较于原 Zero-DCE++ 算法,Enhanced Zero-DCE++ 模型在图像质量上实现了显著提升,具体表现为在水下选通数据集上 PSNR 平均提高了约 0.65 dB,而图像信息熵也获得了约 0.23 的增益。

后续工作中,将进一步优化模型结构以减少参数量,以便嵌入水下选通设备中,持续收集并整合更多的水下选通图像数据,将对水下选通图像的目标进行检测,实现实时、高效的图像处理与目标检测功能。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 杜道平,李响,梁野,等. 改进暗通道的水下图像复原算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(5): 142-149.
DU D P, LI X, LIANG Y, et al. Improved dark channel algorithm for underwater image restoration [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 142-149.
- [3] 周露珊,赵磊,李恒,等. 基于轻量级密集残差网络的水下图像增强[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 70-77.
ZHOU L SH, ZHAO L, LI H, et al. Underwater image enhancement based on lightweight dense residual network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 70-77.
- [4] 孙凌宇,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.
- [5] 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 based on multi-feature selection and bidirectional residual fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9): 190-202.
- [6] 许廷发,苏畅,罗璇,等. 水下距离选通降质图像的增强[J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(8): 853-857,862.
XU T F, SU CH, LUO X, et al. Enhancement of the underwater range-gated degraded image [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2017, 37(8): 853-857,862.
- [7] ZHAO ZH J, 谈宇光,刘鹏,等. 基于激光选通成像技术的水下远距离目标智能识别系统研究[J]. 集成技术, 2023, 12(2): 39-52.
ZHAO ZH J, TAN Y G, LIU P, et al. Research on underwater long-range target intelligent identification system based on laser range-gated imaging technology[J]. Journal of Integration Technology, 2023, 12(2): 39-52.
- [8] 王新伟,孙亮,王敏敏,等. 水下二维及三维距离选通成像去噪技术研究[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(2): 27-37.
WANG X W, SUN L, WANG M M, et al. Deblurring methods for underwater 2D and 3D range-gated imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(2): 27-37.
- [9] 张泽江,刘晓锋,刘军黎. 基于机载激光雷达的低照度交通事故现场重建及实证研究[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(2): 174-182.
ZHANG Z J, LIU X F, LIU J L. Reconstruction of low-brightness traffic accident scene based on UAV-borne LiDAR and empirical research [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 174-182.
- [10] WEI CH, WANG W J, YANG W H, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[J]. ArXiv preprint arXiv:1808.04560, 2018.
- [11] JIANG Y F, GONG X Y, LIU D, et al. Enlightengan: Deep light enhancement without paired supervision [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2340-2349.
- [12] GUO CH L, LI C Y, GUO J CH, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1780-1789.
- [13] MA L, MA T Y, LIU R SH, et al. Toward fast, flexible, and robust low-light image enhancement[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 5637-5646.

- [14] LI CH Y, GUO CH L, CHEN C L. Learning to enhance low-light image via zero-reference deep curve estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(8): 4225-4238.
- [15] LI X, WANG W H, HU X L, et al. Selective kernel networks[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 510-519.
- [16] FAN CH M, LIU T J, LIU K H. Half wavelet attention on M-Net+ for low-light image enhancement[C]. 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2022: 3878-3882.
- [17] TIAN CH W, XU Y, LI Z Y, et al. Attention-guided CNN for image denoising [J]. Neural Networks, 2020, 124: 117-129.
- [18] LYU F F, LU F, WU J H, et al. MBLEN: Low-light image/video enhancement using CNNs [C]. British Machine Vision Conference, 2018, 220(1): 4.
- [19] ZHANG Y H, GUO X J, MA J Y, et al. Beyond brightening low-light images[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129: 1013-1037.
- [20] WU W H, WENG J, ZHANG P P, et al. Uretinex-net: Retinex-based deep unfolding network for low-light image enhancement[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 5901-5910.
- [21] FU ZH Q, YANG Y, TU X T, et al. Learning a simple low-light image enhancer from paired low-light instances[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 22252-22261.
- [22] CAI Y H, BIAN H, LIN J, et al. Retinexformer: One-stage retinex-based transformer for low-light image enhancement [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 12504-12513.

作者简介

田青, 教授, 博士, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: tianqing@ncut.edu.cn

赵宇, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: zhaoyu1017@mail.ncut.edu.cn

张正, 副研究员, 博士, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: zhangzheng@ncut.edu.cn

羊强(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为先进激光成像装备研究, 与装备性能提升有关的特种材料研发、特种材料动态性能测试诊断技术。

E-mail: 200528yq@163.com