

双头增强与非均匀校正的水下图像增强算法

杨潇 孙帮勇

Dual-head enhancement and non-uniform correction for underwater image enhancement algorithm

YANG Xiao, SUN Bangyong

引用本文:

杨潇, 孙帮勇. 双头增强与非均匀校正的水下图像增强算法[J]. 应用光学, 2024, 45(2): 354–364. DOI: 10.5768/JAO202445.0202002

YANG Xiao, SUN Bangyong. Dual-head enhancement and non-uniform correction for underwater image enhancement algorithm[J]. Journal of Applied Optics, 2024, 45(2): 354–364. DOI: 10.5768/JAO202445.0202002

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0202002>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度反向投影的感知增强超分辨率重建模型

Perceptually enhanced super-resolution reconstruction model based on deep back projection

应用光学. 2021, 42(4): 691–697, 716 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0402009>

保留边界特征的深度图像增强算法研究

Depth image enhancement algorithm for preserving boundary

应用光学. 2018, 39(2): 200–206 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0202001>

一种全局参数估计的水下主动偏振去雾算法

Underwater active polarization defogging algorithm for global parameter estimation

应用光学. 2020, 41(1): 107–113, 194 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102007>

一种基于恒定统计的红外图像非均匀性校正算法

A non-uniformity correction algorithm of infrared image sequences based on constant-statistics

应用光学. 2017, 38(2): 304–308 <https://doi.org/10.5768/JAO201738.0206002>

水面波动和水体湍流退化图像的复原方法

Correction methods for water fluctuation and underwater turbulence degraded imaging

应用光学. 2017, 38(1): 42–55 <https://doi.org/10.5768/JAO201738.0102002>

基于低照度三基色图像去噪及融合彩色图像增强方法研究

Color image enhancement based on LLL tricolor image denoising and fusion

应用光学. 2018, 39(1): 57–63 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0102003>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2024) 02-0354-11

双头增强与非均匀校正的水下图像增强算法

杨 潇¹, 孙帮勇^{1,2}

(1. 西安理工大学 印刷包装与数字媒体学院, 陕西 西安 710048; 2. 中国科学院 西安光学精密机械研究所
光谱成像技术重点实验室, 陕西 西安 710119)

摘要: 受水下环境浑浊度高、光照不足和均匀性差等因素影响, 水下成像所获取的图像存在对比度低、细节模糊和颜色失真等缺陷, 为此提出一种双头增强和非均匀校正的水下图像增强算法。利用构建的双头增强网络从浅层信息中提取多尺度特征, 同时融合不同通道的上下文信息, 有利于水下图像低对比度的增强; 此外构建了非均匀校正网络, 对图像不同通道和不同位置进行非线性加权融合, 有利于颜色一致性和亮度的恢复。与 10 种算法相比, 本文算法在 UIEB 测试集上峰值信噪比、结构相似性比其他方法的最优值分别提高了 4.02 dB 和 0.120, CIEDE2000 指标下降了 1.51, 在 LUSI 测试集上述指标分别提高了 2.13 dB、0.025 及下降了 0.48。实验结果表明: 所提算法针对不均匀的水下图像增强效果显著, 更加符合人眼特性。

关键词: 深度学习; 水下图像增强; 水下成像模型; 双头增强; 非均匀校正

中图分类号: TN911.73; TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202445.0202002

Dual-head enhancement and non-uniform correction for underwater image enhancement algorithm

YANG Xiao¹, SUN Bangyong^{1,2}

(1. College of Printing, Packaging and Digital Media, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;
2. Key Laboratory of Spectral Imaging Technology, Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics,
Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China)

Abstract: Affected by the high turbidity, insufficient illumination and poor uniformity of the underwater environment, the images obtained by imaging mechanisms have defects such as low contrast, blurred details and color distortion. To handle above problems, an underwater image enhancement algorithm based on a dual-head enhancement and non-uniform correction was proposed. The dual-head enhanced network was constructed to extract multi-scale features from shallow information and to fuse the context information of different channels, which was conducive to the enhancement of low contrast of underwater images. Furthermore, the constructed non-uniform correction network was used to perform nonlinear weighted fusion of different channels and positions of the image, which was conducive to the recovery of color consistency and brightness. Compared with the 10 algorithms, the optimal value of the peak signal-to-noise ratio and structural similarity in the UIEB test set was improved by 4.02 dB and 0.120, decreased by 1.51 on the CIEDE2000 index, and decreased by 2.13 dB, 0.025 and 0.48 on the LUSI test set, respectively. Experimental results show that the proposed algorithm has a significant enhancement effect for non-uniform underwater images, and is more in line with the characteristics of the human eye.

收稿日期: 2023-05-05; 修回日期: 2023-08-07

基金项目: 国家自然科学基金 (62076199); 陕西省重点研发计划 (2021GY-027, 2022ZDLGY01-03)

作者简介: 杨潇 (1996—), 女, 硕士, 主要从事水下成像和深度学习研究。E-mail: 1650881620@qq.com

通信作者: 孙帮勇 (1980—), 男, 博士, 教授, 主要从事光谱成像技术和图像处理研究。E-mail: sunbangyong@xaut.edu.cn

Key words: deep learning; underwater image enhancement; underwater imaging model; dual-head enhancement; non-uniform correction

引言

水下成像在水下设备探测、生物研究、海洋考古以及水下军事活动^[1]等领域具有重要意义。受水环境复杂特性和光吸收衰减等问题影响,水下成像设备获取的图像存在细节模糊、对比度低和视觉失真等问题^[2],使得对图像的利用和分析变得困难。水下图像增强 (underwater image enhancement, UIE) 技术旨在解决成像过程中光发生吸收散射导致的图像退化问题,提高图像对比度、清晰度并校正颜色失真,从而获得高质量图像视觉特征,为水下目标检测、识别和追踪等任务提供准确的图像依据。

UIE 方法可分为两类:一是传统方法。文献 [3-4] 等将暗通道 (dark channel prior, DCP)^[5] 方法应用于水下图像恢复,不过与空气中雾图相比,水下图像色偏和模糊更为严重,因此将图像去雾模型直接用于水下图像重建获得的精度不高;ANCUTIC 等^[6]提出多尺度融合策略的水下图像和视频增强方法,利用白平衡和局部自适应直方图均衡实现图像的对比度增强和颜色校正;ANCUTIC O 等^[7]提出了颜色通道补偿预处理方法,进一步提高了传统方法图像增强性能;不均匀的光照会在暗区错误地显示高光和隐藏信息,因此人们提出 Retinex 算法^[8]、同态滤波算法^[9]等多种非均匀光照校正算法。传统方法在一定程度可以解决图像模糊、增强边缘问题,但仍存在自适应效果弱、精度低等缺点。二是深度学习方法。LIC Y 等^[10]提出 Water-Net 网络,将学习到的白平衡、直方图均衡和伽马校正算法的置信度图对输入图像进行加权融合,以计算正常光照下的图像特征;LIC Y 等^[11]设计了介质传输引导的 U-color 模型,将 3 个颜色空间的特征与注意力机制相结合,在一定程度上提高了网络输出的视觉质量;CAO X T 等^[12]提出基于全卷积网络的水下图像算法,用于点光源对水下图像非均匀光照的校正。总体上基于深度学习的 UIE 方法已取得显著进展,但在高浑浊度、弱光和不均匀光照等场景下仍存在不足之处。

为此,针对水下光线的不均匀分布、水下图像各通道颜色不均衡和高噪声等问题,本文建立了一种端到端的水下图像增强网络,实现水下退化图像的

细节重建和颜色校正:1) 针对水下图像亮度低和细节模糊等问题,设计了双头非线性激活块 (dual-head nonlinear activation free block, DHN-AF), 其具有保留图像局部特征和通道信息交互的作用,实现了像素级的跨通道上下文信息提取,有助于抑制图像噪声,获得较理想的图像对比度信息;2) 针对不均匀条件下水下图像亮度低和各通道色偏的问题,设计了非均匀校正网络 (non-uniform correction network, NUCN), 对图像不同通道和不同位置进行优化计算和特征融合,利用融合后的图像特征计算增强图像,恢复了图像的纹理信息、亮度和颜色一致性;3) 本文在两个公开数据集上验证所提出模型的有效性,并和多种现有方法进行对比,结果表明,本文方法在各方面很大程度上优于现有的算法。

1 相关理论

1.1 退化机理

水环境和大气环境存在显著差异,使得光线在两者中的传播方式不同,因此水下成像与正常成像所形成的视觉特征差异很大。水中含有多种悬浮物和活性有机体(如细菌、浮游生物和矿物颗粒等),使光线在水中发生折射和散射,导致传播路径复杂化;水介质对光有着吸收散射效应,不同波长的光被吸收程度不同,因此水环境中的光会发生显著衰减^[13]。

水下成像过程如图 1 所示,悬浮颗粒的存在引起光线散射现象,使得进入水中的光线传播方向发生改变。物体到相机过程中发生小角度偏离的光,称为前向散射,这会造成所获取图像存在模糊和雾化等缺陷;光进入相机前遇到悬浮颗粒散射到相机中的偏离光,称为后向散射,这会引起图像对比度低、反差较小。同时,水体对可见光的吸收存在显著的选择性,不同波长的光在水介质中的衰减程度和传播距离差异很大。如图 2 所示,可见光中红光波长最长,优先被吸收,传播距离最短,而波长最短的蓝光传播距离最长。光在纯净海水中按照指数方式衰减,如图 3 所示,绿-蓝波段的光传播 1 m,大约只衰减 4% 的能量,而红光在水中的衰减则较为严重,水介质对不同波长光线的选择性是造成水下图像偏蓝绿色的主要原因。

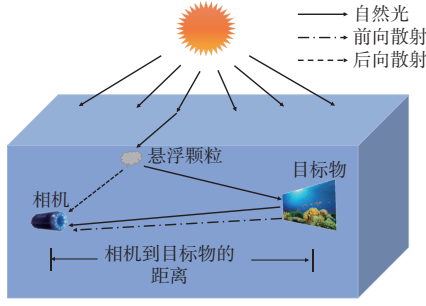


图 1 水下成像系统

Fig. 1 Schematic diagram of underwater imaging system

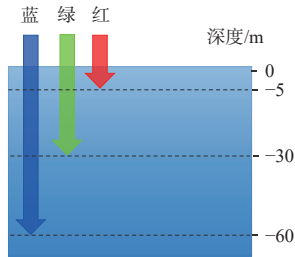


图 2 水下不同波长的光吸收

Fig. 2 Light absorption at different wavelengths underwater

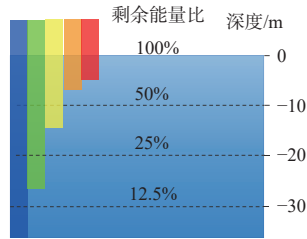


图 3 水下不同波长的光衰减

Fig. 3 Light attenuation at different wavelengths underwater

理论上,随着传播距离的增加,光线在水中的能量衰减遵从 Lambert-Beer 经验定律^[14]。假设传播介质是均匀的,根据 Lambert-Beer 定律:

$$E_h = E_0 e^{-ch} \quad (1)$$

式中: E_0 表示初始光能量强度; h 代表光的传播距离; E_h 表示光经过 h 距离后剩余的能量; c 为总介质衰减系数。由于水对光线有散射和吸收作用,水中光线衰减模型可以表示为

$$E_h = E_0 e^{-(\alpha+\beta)h} \quad (2)$$

式中: α 、 β 分别表示水对光的吸收系数、散射系数。因此在水下成像时物体表面的入射光是非均匀的,导致了对比度下降。此外,不同水体中入射光偏离白光的程度不同,将导致图像产生不同的色偏。而传统成像模型假设光进入水中是均匀的,因此,传统模型复原得到的图像存在对比度较低且颜色信息恢复不理想的问题^[15]。

1.2 增强原理

水下成像过程可采用 Jaffe-McGlaimey 模型^[16]进行描述,相机获取的图像 $I_c(x)$ 主要由直接分量、前向散射分量、后向散射分量三者叠加而成,表示为

$$I_c(x) = t_c(x)J_c(x) + A_c(1 - t_c(x)) \quad (3)$$

式中: $J_c(x)$ 为无失真的图像; $c \in \{R, G, B\}$ 代表图像的红、绿、蓝三通道; A_c 为背景环境光强度; $t_c(x)J_c(x)$ 为光在水中传播的直接分量; $A_c(1 - t_c(x))$ 为后向散射分量,前向散射分量对图像退化的影响较小,因此忽略不计。 $t_c(x)$ 为光在 c 通道的透射率,主要与光在介质中的吸收和反射相关:

$$t_c(x) = e^{-\gamma(\lambda)h(x)} \quad (4)$$

式中: $h(x)$ 为目标物与相机的距离; γ 为总介质衰减系数,其与光的波长 λ 相关。由式(4)可知,透射率与 $h(x)$ 呈负相关,即越远的区域透射率越小,图像质量退化越严重。

理论上,可以基于式(3)的 Jaffe-McGlaimey 模型通过求逆计算干净图像,即:

$$J_c(x) = \frac{I_c(x) - A_c(1 - t_c(x))}{t_c(x)} \quad (5)$$

然而在计算过程中,现实水下环境中的成像过程涉及复杂的光学条件,受影响的参数众多且规律性不强。例如,同一地理位置的水下环境,不同时间段的光学特性也存在较大差异,难以采用固定的参数进行描述。因此,基于物理模型建立完善的水下退化模型和准确的图像退化逆过程仍存在较大难度。

在以上背景下,考虑到深度学习方法具有利用海量数据建立非线性映射关系的优势,本文提出一种双头增强和非均匀校正的水下图像增强算法,能够实现水下退化图像到干净无失真图像的重建过程。对于给定的水下退化图像 I_d ,假定干净无失真图像为 I_c ,利用所提出模型进行水下图像增强的过程可定义为

$$I_d(x) = F(I_c, P) \quad (6)$$

式中: F 代表水下增强算法网络; P 代表网络中的参数。可以看出,以上问题的关键是如何设计重建精度高、泛化能力强的网络结构,并准确计算出 P 。

2 本文网络

2.1 网络框架

受光源影响,水下图像靠近光源部分亮度较强,其他部分则较暗。研究发现,大部分水下图像

增强算法在处理人工光源照明为主的夜间水域或深海区域中的图像特征时,未能对图像通道和空间位置进行有效关注,而是采取均匀化策略进行平均性或顺序性特征提取和信息融合,导致图像增强效果不佳。本文提出一种双头增强和非均匀校正的水下图像增强方法,特别是对不同通道信息进行优化分配处理并为各空间位置设定不同关注度,能够有效解决不均匀光照条件下水下图像的色偏严重、清晰度和对比度低等缺陷,获得视觉质量较高的水下增强图像。

结构上,本文提出的水下图像增强网络主要分为2个部分:第一部分包括预处理和双头增强网络(dual-head enhanced network, DHEN),第二部分包括非均匀校正网络和后处理。网络输入为退化的水下图像 X ,输出为增强后的水下图像 $F(X)$,可实现端对端的图像增强处理。整个过程可以定义为

$$F(X) = R\{F_{\text{NUFN}}\{F_{\text{NUCN}}[P_r(X)]\}\} \quad (7)$$

式中: P_r 代表预处理操作; R 代表后处理操作; F_{DNEN} 代表双头增强网络; F_{NUCN} 代表非均匀校正网络。

如图4所示,输入图像首先经过预处理模块进行浅层特征提取,去除图像的冗余信息。其次,DHEN主要包含4个上采样和下采样的U型编码——解码器结构和DHNAF,编码器部分采用 4×4 卷积核进行下采样负责降低特征尺寸并增维,DHNAF负责每个尺度的特征学习,有效提取了预处理后水下特征图的主要信息。在解码部分,使用跳跃连接使得网络依然保留浅层特征信息,显著提高了网络对水下图像的增强性能,能够自适应提升水下图像对比度、抑制噪声。同时,NUCN对图中第一部分提取的特征进行空间像素和通道特征加权融合处理,提升了网络的融合性能,可以有效校正水下图片存在的色偏问题。最终,通过后处理步骤重建出干净图像。

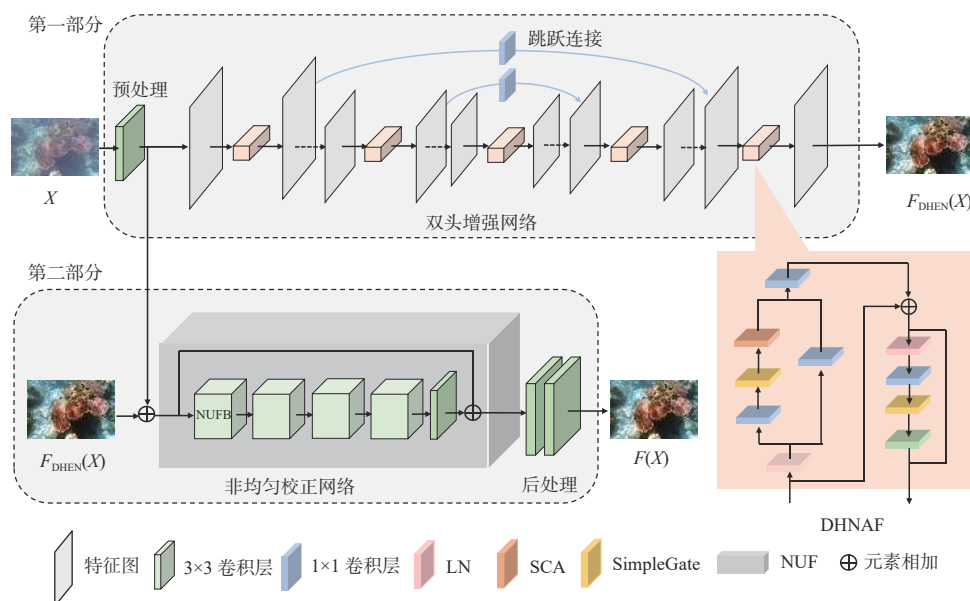


图4 本文网络结构图

Fig. 4 Structure diagram of proposed network

本文所提出的水下图像增强网络主要依靠设计的DHEN和NUCN获得较高的图像重建性能,而两个子网络的关键构成分别是DHNAF和非均匀融合模块(non-uniform fusion block, NUF)。其中,DHNAF较好地恢复了水下图像的细节、增大了图像的对比度,增强了网络性能;NUF有效提高了亮度、改善了色偏问题。

2.2 DHNAF

DHNAF是本文设计的DHEN双头增强网络

中的核心模块。DHNAF的主要结构如图4所示,简化通道注意力(simplified channel attention, SCA)模块具有全局信息聚合和通道信息交互的作用,能有助于恢复水下图像缺失的细节和纹理。随着Transformer的发展繁荣,层归一化(layer normalization, LN)用于越来越多的方法,研究表明使用LN可以稳定网络训练过程。SimpleGate直接将特征沿通道维度分成两部分相乘,从本质上替换了激活函数,降低了块内的计算复杂度。DHNAF中

并联的结构为双头结构,双头结构可以实现像素级的跨通道上下文信息融合,以更好地恢复图像细节和纹理信息;3×3卷积层能更好地捕获图像全局信息,以提高网络的特征提取能力。

DHNAF在DHEN中负责学习每个尺度的特征,能够对经过预处理后图像信息进行深层提取,并从语义特征中恢复图像信息。DHNAF恢复图像信息与编码器中的特征通过跳跃连接进一步融

合,从而补偿下采样过程中的信息丢失问题。

2.3 NUF

本文设计的NUF是NUCN的主要组成部分,其结构如图4所示。NUF块由4个非均匀融合基本块(non-uniform fusion basic block, NUFB)块组合而成,对像素特征和通道特征进行加权处理,增加了网络的深度和表现能力。NUFB块的具体组成如图5所示。

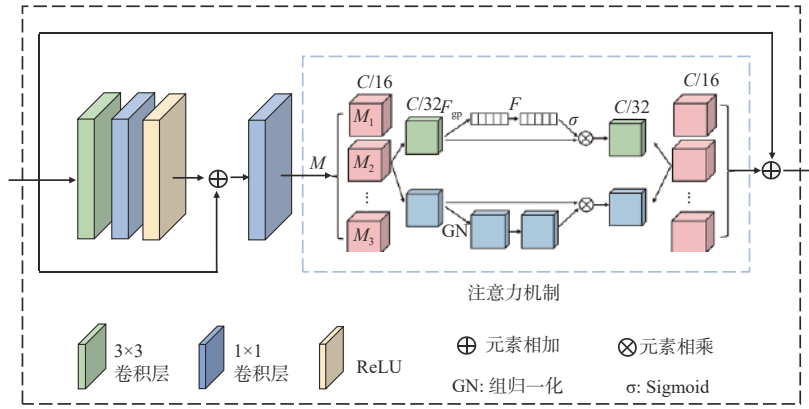


图5 NUFB结构图

Fig. 5 Structure diagram of NUFB

其中,

$$F_{gp}(M_{k1}) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W M_{k1}(i, j) \quad (8)$$

$$F(x) = wx + b \quad (9)$$

式中: $M \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 为输入特征图,沿着通道维度分为16组,表示为 $M = [M_1, M_2, \dots, M_{16}]$; M_K 会被分为2个子特征,表示为 $M_{k1}, M_{k2} \in \mathbb{R}^{C/2 \times H \times W}$ 。

注意力机制^[17]同时构建了空间注意力和通道注意力,图5中上面的绿色分支实现通道间的相互依赖,下面的蓝色分支用来捕获特征之间的空间关系生成空间注意力图,通过2个分支生成优化的权重系数,对不同特征和像素进行加权计算,模型同时完成了对语义和位置信息的关注,避免了网络对不重要信息的过度关注,降低了网络计算量。采用1×1卷积可以准确捕获水下图片的局部信息,同时具有调制特征映射的灵活性,而残差学习在增加网络深度的同时,可以弥补水下图像经过多次卷积而造成的信息丢失,从而使得网络对水下图像的恢复准确性更高。

2.4 损失函数

本文使用最小化 $L2$ 损失来训练网络,优化权重和偏差,更准确地恢复图像细节并捕获多种尺度特征的上下文信息。计算方式如式(10):

$$L2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|E_i - G_i\|^2 \quad (10)$$

式中: N 为训练集的图像对数; E 为水下退化图像经过网络增强后的结果; G 为水下退化图像相对应的参考图像。

3 实验结果与分析

3.1 数据集及实验设置

实验采用文献[10]提出的UIEB数据集和文献[18]提出的LUSI数据集进行验证。UIEB数据集包含890对具有参考图像的水下图像对和60幅无参考图像的挑战数据集,LUSI数据集包含5004对具有参考图像的水下图像。本文从UIEB和LUSI数据集中随机选取800对和4504对有参考图像的水下图像,即共5304对不同分辨率的图像作为训练集。将UIEB数据集中剩余的90对(记为UIEB测试集)、LUSI中剩余的500对(记为LUSI测试集)以及UIEB挑战集,总共650幅图像作为测试集用于评估本文方法性能。

实验环境采用Ubuntu 20.04系统,深度学习框架为Pytorch,图片剪裁大小为256×256像素,Batch Size为14,Epoch设为600,使用ADAM优化器进

行优化, 学习率设为 0.000 1, 在 NVIDIA GTX 3090Ti GPU 上训练。

3.2 实验指标

为了准确评价本文方法的有效性, 实验从主观和客观两个方面综合评价水下图像的增强质量。客观评价采用峰值信噪比^[19](peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似性^[20](structural similarity index measure, SSIM)、水下彩色图像质量评价^[21](underwater color image quality evaluation, UCIQE), 以及水下图像质量度量^[22](underwater image quality measures, UIQM) 和 CIEDE2000^[23]。PSNR 是基于对应像素点间的误差, 即基于误差敏感的图像质量评价, 测量图像之间的保真度。SSIM 用来衡量 2 幅图像相似度的指标, 更符合人眼的直观感受。UCIQE 是专门针对水下图像建立的一套指标, 主要通过色度、饱和度和对比度来量化图像质量。UIQM 是一种基于人眼视觉系统激励的指标, 分别从色彩、清晰度和对比度方面进行评价。CIEDE-2000 用来量化 2 种色彩之间的差异, 是目前和人的视觉最能相匹配的评价方式。

3.3 实验结果

为了验证本文方法的有效性, 实验选择与 GDGP^[24]、Fusion^[6]、Red^[25]、Retinex^[26]、UDCP^[27]、

UWCNN^[28]、WaterNet^[10]、U-color^[11]、FunIE-GAN^[29]和 Transformer^[18]等 10 种现有方法进行对比, 其中前 5 种为传统图像增强方法, 后 5 种为基于深度学习的方法。为了客观评价各种方法的图像增强效果, 实验使用了各方法提供的公开代码和最佳的预训练模型。

在 UIEB 和 LUSI 测试集上, 上述 10 种方法与本文提出方法的视觉效果如图 6、图 7 所示。其中与传统方法进行对比可以看出, GDGP 方法增强后的图像虽然能提升部分图像亮度, 但处理绿色图片时效果不强。UDCP 方法生成的图像整体偏暗, 图像质量不佳。由于 GDGP、UDCP 方法是从 DCP 方法改进而来, 没有考虑到水介质的复杂特性, 因此对水场景处理结果比较差。Fusion 方法旨在确定更有利于出现在输出图像中的像素, 因而在 UIEB 测试集出现了过度增强问题。Red 方法只通过与短波长相关的颜色来恢复退化的图像, 因此在增强过程中引入了红色伪影, 导致增强效果不佳。Retinex 方法通过调整图像的辐射照度实现亮度矫正处理, 有效地降低了水下蓝绿色效果。传统增强方法在一定程度上改善了水下场景的对比度和图像质量, 但在某些场景中的输出图像容易产生过度增强或增强不足。

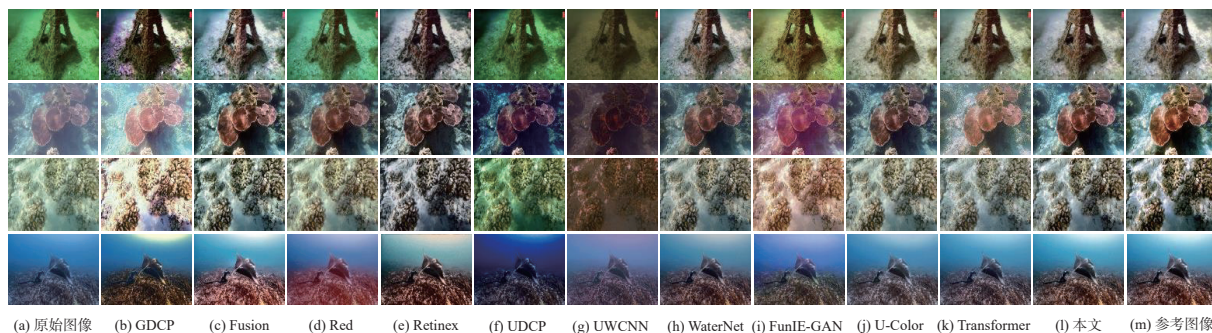


图 6 不同算法在 UIEB 测试集上的可视化结果

Fig. 6 Visualization results of different algorithms on UIEB test set

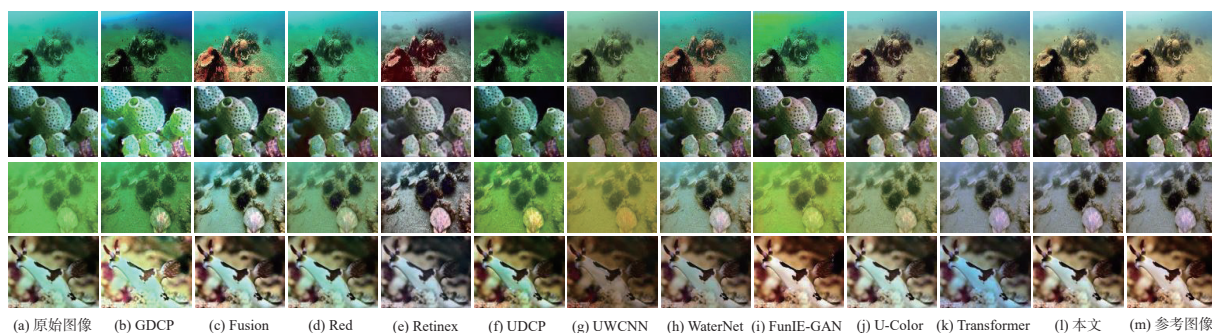


图 7 不同算法在 LUSI 测试集上的可视化结果

Fig. 7 Visualization results of different algorithms on LUSI test set

与深度学习方法进行对比可以看出, UWCNN 方法由物理成像模型合成训练, 与真实水下场景存在较大差异, 因而生成的图像整体偏暗, 图片质量不高。WaterNet 方法一定程度上提高了对比度, 在色偏方面也有一定改善, 但仍然无法解决水下图像的后向散射问题。FunIE-GAN 方法能以较少的参数快速实现 UIE, 但引入了红色伪影, 在复杂场景测试样本上的可扩展性不高。U-Color 方法能够有效校正色偏, 提升对比度方面表现较好, 但该方法的介质传输图不能有效地表示每个区域的衰减, 在亮度和细节纹理方面表现不理想。Transformer 方法能够有效校正色偏, 提升对比度, 总体上优于前面的对比算法。在亮度方面, 本文优于 Transformer 方法, 这得益于本文所设计的 NUF 结构。本文方法能

够有效地增强水下图像的对比度、改善偏色, 与参考图像最接近, 且针对深海环境下严重偏色的图像或雾图时也能有效去除模糊遮挡、提高图像明亮度。

此外, 在 UIEB 挑战集进行实验的视觉效果如图 8 所示, GDCP 方法虽然能提升部分图像亮度, 但导致了图像纹理模糊现象。Fusion 和 Retinex 方法能够有效提高对比度, 但引入了颜色伪影。Red 方法偏绿色严重的图片中效果不佳。UDCP 和 UWCNN 方法生成的图像整体偏暗, 且均引入了伪影。FunIE-GAN 方法和 U-Color 方法处理效果增强效果一般。WaterNet 方法和 Transformer 方法的效果优于前面的对比方法。经本文方法增强后的图像在亮度、对比度方面表现更好, 获得了较好的主观质量, 特别是在雾图方面。

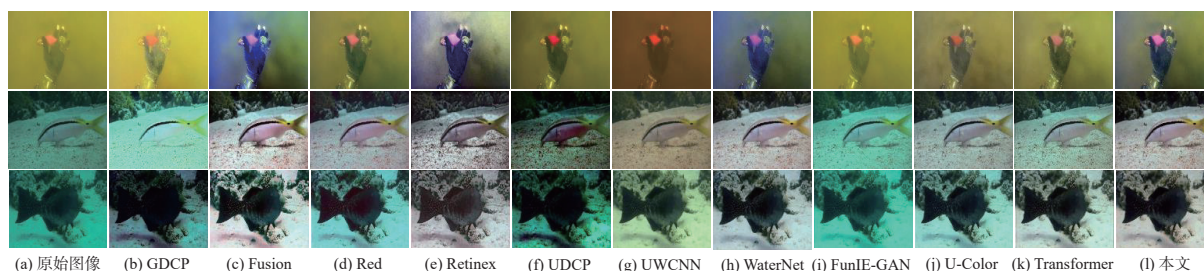


图 8 不同算法在 UIEB 挑战集上可视化结果

Fig. 8 Visualization results of different algorithms on UIEB challenge set

除了定性分析本文方法的增强效果外, 实验还进行了定量比较。在 UIEB 和 LUSI 测试集上选用 PSNR、SSIM、UCIQE、UIQM 和 CIEDE2000 进行评价, 结果分别如表 1 和表 2 所示。从表中可以看出, 本文在 UIEB 测试集上 PSNR 和 SSIM 指标比其他方法的最优值分别提高了 4.02 dB 和 0.120, CIEDE2000 下降了 1.51。在 LUSI 测试集

上 PSNR 和 SSIM 指标比其他方法的最优值分别提高了 2.13 dB 和 0.025, CIEDE2000 下降了 0.48。结果表明, 本文提出的增强算法在对比度提升、图像纹理结构和颜色一致性方面具有优势。另外, 由于 UIEB 挑战集上没有参考图像, 因此使用无参考指标 UCIQE、UIQM 进行评价, 结果如表 3 所示。

表 1 UIEB 测试集评价指标对比

Table 1 Comparison of UIEB test set evaluation indicators

方法	PSNR/dB	SSIM	UCIQE	UIQM	CIEDE2000
GDCP	13.27	0.735	0.44	3.67	17.77
Fusion	20.50	0.842	0.48	4.46	8.84
Red	17.47	0.814	0.41	5.31	11.93
Retinex	17.75	0.759	0.44	5.09	14.08
UDCP	12.51	0.608	0.49	1.53	21.48
UWCNN	13.83	0.680	0.31	7.01	16.30
WaterNet	19.35	0.845	0.48	6.10	14.71
FunIE-GAN	17.32	0.734	0.40	5.14	13.69
U-Color	20.99	0.870	0.37	5.58	7.98
Transformer	21.32	0.800	0.38	6.33	7.88
本文	25.34	0.918	0.46	5.59	6.37

表 2 LUSI 测试集评价指标对比

Table 2 Comparison of LUSI test set evaluation indicators

方法	PSNR/dB	SSIM	UCIQE	UIQM	CIEDE2000
GDCP	13.25	0.692	0.46	3.84	18.97
Fusion	19.27	0.267	0.47	4.23	10.13
Red	20.53	0.827	0.43	5.89	10.32
Retinex	17.23	0.717	0.45	5.26	13.84
UDCP	14.32	0.641	0.49	1.77	19.18
UWCNN	16.69	0.715	0.35	6.84	13.08
WaterNet	20.69	0.830	0.46	5.58	8.93
FunIE-GAN	19.02	0.779	0.43	4.99	14.70
U-Color	21.49	0.843	0.39	6.27	8.98
Transformer	24.45	0.850	0.41	6.17	6.30
本文	26.58	0.875	0.43	6.12	5.82

表3 UIEB 挑战集评价指标对比

Table 3 Comparison of UIEB challenge set evaluation indicators

方法	GDCP	Fusion	Red	Retinex	UDCP	UW-CNN	WaterNet	FunIEGAN	U-Color	Transformer	本文
UCIQE	0.42	0.48	0.42	0.42	0.48	0.32	0.41	0.39	0.38	0.39	0.44
UIQM	5.03	5.03	6.19	6.00	1.37	7.01	6.34	4.56	6.84	4.17	6.50

从3个测试集的实验结果综合来看,本文方法在UCIQE和UIQM指标上表现一般,而UCIQE和UIQM得分较高的方法是UDCP、UWCNN、Fusion和WaterNet,但从视觉效果来看,这几种方法引入了明显的颜色伪影和失真问题,没有显著提高图像对比度。且CIEDE2000越小代表准确度越高,越高色差越明显。正如文献[30-31]中所证实的,UIQM和UCIQE指标局限于部分图像特性的评价,对色彩伪影和偏色问题不敏感。因此,将本文所提方法与5种传统图像增强方法和5种基于深度学习方法进行对比,从所有数据集的主观评价和客观评价结果可以看出,所对比的10种其他方法也取得了不错的颜色校正效果,并且针对某些特征的测试图像或某个客观指标上达到最优,这也说明所选择的对比算法都是该领域较为成熟的图像增强方法。不过,综合所有数据集和主客观评价结果,其他10种算法的表现不够稳定,其中5种传统算法主要由于选择的先验模型有一定限制,5种深度学习方法受提出时的数据集以及模型泛化能力等影响,而本文方法在数据集和网络模型先进性方面具有一定优势,因此获得了更高的视觉感知质量和客观量化指标值。

3.4 消融实验

3.4.1 NUF 结构消融实验

将NUF结构中NUFB的数量分别设置为3个和5个,与本文方法(4个)进行对比,结果如表4所示,4个NUFB条件下的PSNR和SSIM指标均获得了最好结果。3个NUFB块时由于卷积层数不足,不能充分地融合图像的深层特征,影响了增强效果;而当5个NUFB时性能有所下降,主要是由于计算中产生了一定程度过拟合。视觉效果如图9所示,3个NUFB增强的图像颜色恢复不佳,但能够正确提升图像对比度;用5个NUFB块会产生过度增强效果,颜色出现偏差。本文选定的4个NUFB块所增强的图像在颜色一致性方面有很大的提升,能够正确恢复图像颜色,但与参考图片相比,在亮度方面仍存在一定不足。

表4 不同NUF结构评价指标对比

Table 4 Comparison of evaluation indicators of different NUF structures

NUFB个数	PSNR/dB	SSIM
3	24.24	0.915
4	25.34	0.920
5	25.27	0.916

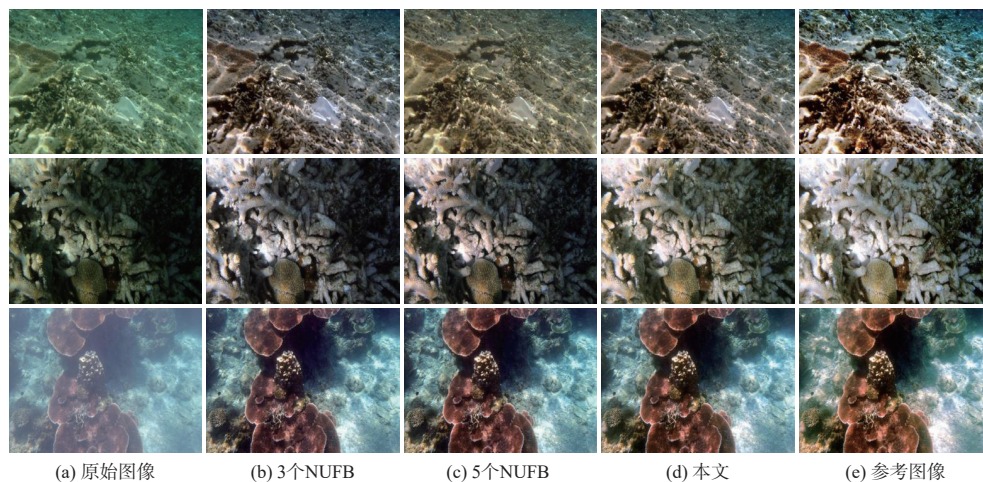


图9 不同NUF结构增强后的可视化结果

Fig. 9 Enhanced visualization results of different NUF structures

3.4.2 DHNAF 结构的消融实验

本文对DHNAF结构的消融实验视觉效果如

图10所示,表5量化了不同DHNAF结构的有效性,其中OHNAF代表单头结构的非线性激活块。

通过视觉效果和客观指标对比可以看出,其他 3 个实验生成的图像偏暗,不能更好地恢复图像颜色

和对比度。本文方法增强的水下退化图像亮度更好,与参考图像最接近。

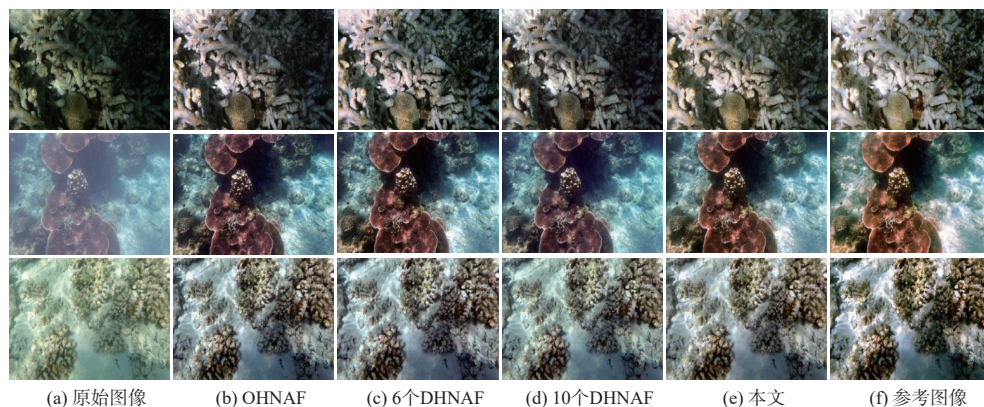


图 10 不同 DHNAF 结构增强后的可视化结果

Fig. 10 Enhanced visualization results of different DHNAF structures

表 5 不同 DHNAF 在测试集上客观评价指标结果

Table 5 Results of objective evaluation indicators for different DHNAF on test set

DHNAF个数	PSNR/dB	SSIM
OHNAF	24.19	0.916
6	24.67	0.922
8	25.34	0.920
10	25.69	0.919

4 结论

受水环境和光照不均匀等问题影响,水下退化图像存在对比度低、清晰度低和偏色严重等缺陷,为此本文提出了一种双头增强网络和非均匀校正的水下增强方法。首先,构建的双头增强网络能够实现全局和通道信息的交互,抑制了图像中的噪声,增大了水下图像的对比度,显著提高了网络的增强性能;其次,构建的非均匀校正网络对像素区域和特征做加权处理,能够学习图像颜色特征,并且根据语义特征区域的重要性计算相应权重,使模型获得校正了颜色失真的能力;最后,主观和客观地比较了本文方法与现有方法对水下退化图像的处理效果,结果表明本文算法在主观与客观上都取得了领先的增强结果,具有显著的图像重建性能。不过,实验也发现,本文方法在处理大面积深蓝色区域或浓绿色的图像时仍存在一定的改进空间,这主要与训练数据集的图像特征有关。因此,如何构建高质量的水下图像数据集是未来

的一个重要任务;同时现有针对水下图像的评价指标与人眼感知仍有显著差距,所以建立更加符合人眼特性的水下图像性能评价系统,也是未来研究的一项挑战性工作。

参考文献:

- [1] 蔡鹏, 朱海荣, 任永健, 等. 水下环境光学特性测量方法[J]. 应用光学, 2018, 39(1): 83-87.
CAI Peng, ZHU Hairong, REN Yongjian, et al. Optical properties measurement of underwater environment[J]. Journal of Applied Optics, 2018, 39(1): 83-87.
- [2] 于洪志, 孙春生, 胡艺铭. 一种全局参数估计的水下主动偏振去雾算法[J]. 应用光学, 2020, 41(1): 107-113.
YU Hongzhi, SUN Chunsheng, HU Yiming. Underwater active polarization defogging algorithm for global parameter estimation[J]. Journal of Applied Optics, 2020, 41(1): 107-113.
- [3] CHAO Liu, WANG Meng. Removal of water scattering [C]//2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology. Chengdu, China: IEEE, 2010: V2-35-39.
- [4] CHIANG J Y, CHEN Y C. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2011, 21(4): 1756-1769.
- [5] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(12): 2341-

- 2353.
- [6] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion [C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, USA: IEEE, 2012: 81-88.
 - [7] ANCUTI C O, ANCUTI C, VLEESCHOUWER C D, et al. Color channel compensation (3C): a fundamental pre-processing step for image enhancement[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2020, 29: 2653-2665.
 - [8] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and retinex theory[J]. *Journal of Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.
 - [9] FAN Chunnian, ZHANG Fuyan. Homomorphic filtering based illumination normalization method for face recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(10): 1468-1479.
 - [10] LI C Y, GUO C L, REN W Q, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2019, 29: 4376-4389.
 - [11] LI C Y, ANWAR S, HOU J H, et al. Underwater image enhancement via medium transmission-guided multi-color space embedding[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2021, 30: 4985-5000.
 - [12] CAO X T, RONG S H, LIU Y B, et al. NUICNet: non-uniform illumination correction for underwater image using fully convolutional network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 109989-110002.
 - [13] 严浙平, 曲思瑜, 邢文. 水下图像增强方法研究综述[J]. *智能系统学报*, 2022, 17(5): 860-873.
YAN Zheping, QU Siyu, XING Wen. An overview of underwater image enhancement methods[J]. *CAAI Transaction on Intelligent Systems*, 2022, 17(5): 860-873.
 - [14] GORDON H R. Can the Lambert-Beer law be applied to the diffuse attenuation coefficient of ocean water?[J]. *Limnology and Oceanography*, 1989, 34(8): 1389-1409.
 - [15] 简梦真, 李旦, 张建秋. 基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原[J]. *光学学报*, 2021, 41(15): 1501003.
JIAN Mengzhen, LI Dan, ZHANG Jianqiu. Underwater image restoration based on non-uniform incident light imaging model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(15): 1501003.
 - [16] MCGLAMERY B L. A computer model for underwater camera systems[J]. *SPIE Proceedings on Ocean Optics VI*, 1980, 208: 221-231.
 - [17] ZHANG Q L, YANG Y B. Sa-net: Shuffle attention for deep convolutional neural networks [C]// ICASSP 2021-2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Toronto, ON, Canada: IEEE, 2021: 2235-2239.
 - [18] PENG L T, ZHU C L, BIAN L H, et al. U-shape transformer for underwater image enhancement[EB/OL]. (2022-06-12)[2023-04-30]. <http://arxiv.org/abs/2111.11843>.
 - [19] KORHONEN J AND YOU J. Peak signal-to-noise ratio revisited: Is simple beautiful? [C]// 2012 Fourth International Workshop on Quality of Multimedia Experience. Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2012: 37-38.
 - [20] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transaction on image processing*, 2004, 13(4): 600-612.
 - [21] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2015, 24(12): 6062-6071.
 - [22] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2015, 41(3): 541-551.
 - [23] SHARMA G, WU W, DALAL E N. The CIEDE2000 color-difference formula: implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations[J]. *Color Research & Application*, 2005, 30(1): 21-30.
 - [24] PENG Y T, CAO K M, COSMAN P C. Generalization of the dark channel prior for single image restoration[J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2018, 27(6): 2856-2868.
 - [25] GALDRAN A, PARDO D, PICÓN A, et al. Automatic red-channel underwater image restoration[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 26: 132-145.
 - [26] FU X Y, ZHUANG P X, HUANG Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image [C]// 2014 IEEE international conference on image processing (ICIP). Paris, France: IEEE, 2014: 4572-4576.
 - [27] DREWS P, NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission estimation in underwater single images [C]// Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops. Sydney, Australia: IEEE, 2013: 825-830.

-
- [28] LI C Y, ANWAR S, PORIKLI F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 98: 107038.
- [29] ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [30] BERMAN D, LEVY D, AVIDAN S, et al. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset[J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 43(8): 2822-2837.
- [31] REN T D, XU H Y, JIANG G Y, et al. Reinforced swin-convs transformer for underwater image enhancement [EB/OL]. (2022-05-01)[2023-04-30]. <http://arxiv.org/abs/2205.00434>.