

DOI:10.16136/j.joel.2023.08.0454

融合深度学习与多尺度 Retinex 的水下图像增强方法

章联军^{1*}, 张鹏², 陈芬^{1,2}, 童欣¹, 苏涛², 杨福豪¹

(1. 宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211; 2. 重庆理工大学 电气与电子工程学院, 重庆 400054)

摘要:针对水下图像纹理模糊和色偏严重等问题,提出了一种融合深度学习与多尺度导向滤波 Retinex 的水下图像增强方法。首先,将陆上图像采用纹理和直方图匹配法进行退化,构建退化水下图像失真的数据集并训练端到端卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)模型,利用该模型对原始水下图像进行颜色校正,得到色彩复原后的水下图像;然后,对色彩复原图像的亮度通道,采用多尺度 Retinex(multi-scale Retinex,MSR)方法得到纹理增强图像;最后,融合色彩复原图像中的颜色分量和纹理增强图像得到最终水下增强图像。本文利用仿真水下图像数据集和真实水下图像对提出方法进行性能测试。实验结果表明,所提方法的均方根误差、峰值信噪比、CIEDE 2000和 underwater image quality measurement 指标分别为 0.302 0、17.239 2 dB、16.878 4 和 4.960 0,优于 5 种对比方法,增强后的水下图像更加真实自然。本文方法在校正水下图像颜色失真的同时,能有效提升纹理清晰度和对比度。

关键词:水下图像处理;卷积神经网络(CNN);颜色校正;图像纹理增强

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2023)08-0823-10

Combining deep learning and multi-scale Retinex for underwater images enhancement

ZHANG Lianjun^{1*}, ZHANG Peng², CHEN Fen^{1,2}, TONG Xin¹, SU Tao², YANG Fuhao¹

(1. Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: An underwater image enhancement method combining deep learning and multi-scale orientation filter Retinex is proposed to tackle the problems of blurry texture and serious color distortion. Firstly, the land image is degraded by texture and histogram matching method to establish a dataset which simulates the underwater image distortion, and an end-to-end convolutional neural network (CNN) model is built. By using the model, color correction is performed on original underwater images to obtain color-restored underwater images. Then, the multi-scale Retinex (MSR) method is used for the brightness channel of the color restoration images to generate texture-enhanced images. Finally, chrominance of the color-restored images and the texture-enhanced images are fused to eventually get the enhanced underwater images. The proposed method is tested on the simulated underwater image dataset and real underwater images individually. The experimental results show that root mean square error, peak signal-to-noise ratio, CIEDE2000, and underwater image quality measurement are 0.302 0, 17.239 2 dB, 16.878 4 and 4.960 0 and prevail to five comparison methods. The enhanced underwater images are more real and natural. In conclusion, the proposed method can effectively improve the clarity and contrast while accurately correcting the color distortion of the underwater images.

Key words: underwater image processing; convolutional neural network (CNN); color correction; image texture enhancement

* E-mail: zhanglianjun@nbu.edu.cn

收稿日期: 2022-06-21 修订日期: 2022-10-10

基金项目: 国家自然科学基金(61771269)、浙江省自然科学基金(LY20F010005)、重庆市自然科学基金(cstc2021jcyj-msxmX0411)和重庆市研究生科研创新项目(CYS22642)资助项目

0 引言

水下图像能提供水下环境的视觉信息,在海洋科考、海洋资源开发、水下考古、海洋管道检测等工程领域有广泛的应用前景^[1]。由于光在水中传播时受介质的吸收和悬浮物的散射,水下图像往往存在对比度低、光照不均匀、纹理不清晰和色偏严重等问题。对水下图像进行纹理增强、色彩校正等处理,得到高质量的水下图像,可提升水下工程应用的能力。现有的水下图像处理方法主要包括基于成像模型的复原方法^[2-4]、基于图像处理的增强方法^[5-8]和基于深度学习的增强方法^[9-13]。

在水下图像复原方面,HE等^[2]提出大气图像暗通道先验去雾算法,后来被大量学者迁移到水下图像复原算法中。GALDRAN等^[3]设计了基于红色暗通道先验的水下图像复原方法。该方法能较好地处理人工照明区域,适用于深度较浅且环境稳定的水下场景,对复杂多变的深海图像处理效果不佳。WANG等^[4]利用从人体视网膜到高级视觉皮层的视觉分层结构,提出了针对水下图像颜色失真的校正方法。水下成像模型的准确度通常依赖于复杂多样的水体数据,所以该方法具有复杂度高、灵活性差等缺点,难以重建高质量的水下图像。

在水下图像增强方面,LI等^[5]基于经典的灰度世界假设,结合改进的伽马校正设计了一种多尺度融合的水下图像增强方法。FU等^[6]提出了基于Retinex模型的水下图像增强方法,包括颜色校正、可变分Retinex模型、模糊和弱曝光后处理3个步骤。该方法能有效增强多种水下降质图像,但易出现过度增强或增强不足等现象。ANCUTI等^[7]提出了融合白平衡和自适应直方图均衡化的水下图像增强方法。该方法在处理弱闪光较深场景区域时还存在一定局限性,增强后的图像仍存在明显色偏。KANN等^[8]利用小波融合的方法来解决低对比度和颜色变化的问题。上述水

下图像增强方法需要大量环境数据的支撑,例如水体散射系数、场景深度等,难以推广到实际水下工程应用中。

近年来,许多学者提出了结合深度学习的水下图像处理方法。LI等^[9]利用生成对抗网络将陆上图像和单目水下图像颜色校正的深度图融合生成逼真的水下图像。PEREZ等^[10]利用深度学习方法构建了水下图像退化与复原之间的网络模型。CAO等^[11]设计了一种卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)用于估计背景光,并采用多尺度网络结构估计场景深度。PAN等^[12]利用CNN估计水下图像透射图,通过白平衡校正图像色偏,并采用拉普拉斯金字塔融合这两种方法处理后的图像,最后利用混合小波变换和方向滤波器对输出图像进行去噪和边缘增强等处理。LI等^[13]通过建立水下场景先验的CNN图像增强模型,合成水下图像训练数据集,并将水下成像模型与水下场景的光学特性相结合,得到清晰化的水下复原图像。

总之,传统水下图像处理方法受限于复杂的水体环境,过于依赖先验知识。目前基于深度学习的水下图像增强方法主要集中于对网络模型的创新,然而水下图像数据集的构建尤为困难,基于深度学习的水下图像增强方法还需进一步完善和创新。本文通过纹理和直方图匹配法将陆上图像进行退化,建立仿真水下图像数据集,并构建端到端的小规模CNN模型进行颜色校正,再采用多尺度Retinex (multi-scale Retinex, MSR)模型进行纹理增强。将水下图像的色彩校正和纹理增强相融合,能更好地解决水下图像的纹理模糊和色偏问题。结果表明,本文方法在校正水下图像颜色失真的同时,能有效提升图像纹理清晰度和对比度,且视觉感知上更接近于自然场景图像。

1 本文提出的方法

本文算法流程框架如图1所示。其中, N 、 M 、 I_o 。

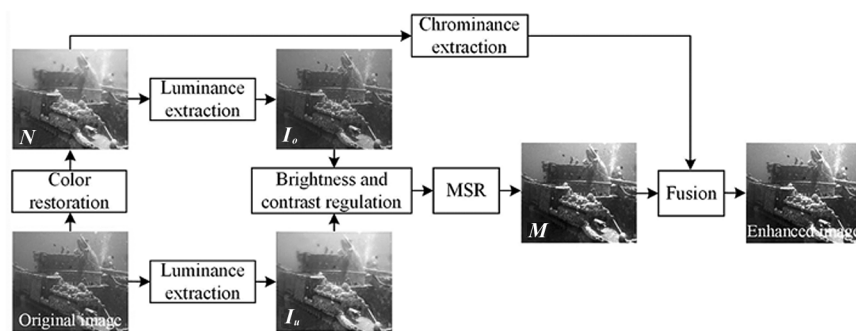


图1 本文方法流程

Fig. 1 Framework of the proposed method

和 I_u 分别为色彩复原后的水下图像、纹理增强图像、色彩复原图像的亮度分量和原始水下图像的灰度图。首先,通过纹理和直方图匹配法将多幅陆上图像进行退化,从而建立用于 CNN 训练的仿真水下图像数据集,以解决水下图像训练数据集稀少且缺乏参考图像的问题;然后,构建基于 CNN 的水下图像色彩复原网络模型,对原始水下图像进行颜色校正得到色彩复原图像 N ;其次,提取图像 N 的亮度通道分量 I_o 和原始水下图像的灰度图 I_u 进行对比度和亮度调整,并采用多尺度导向滤波 Retinex 进行纹理

增强处理,得到纹理增强图像 M ;最后,将图像 M 和图像 N 的颜色通道分量进行 CIELAB 颜色空间变换融合,得到最终处理的水下增强图像。

1.1 仿真水下图像数据集的建立

为了建立仿真水下图像数据集,本文收集 1 800 幅陆上图像并对它们进行退化处理。陆上图像包括 1 300 幅自然景观图像和 500 幅地质岩石图像。图 2 为陆上图像的退化过程,包括水下图像和陆上图像的分割、纹理匹配、基于直方图匹配的图像退化和基于插值法的块效应抑制。

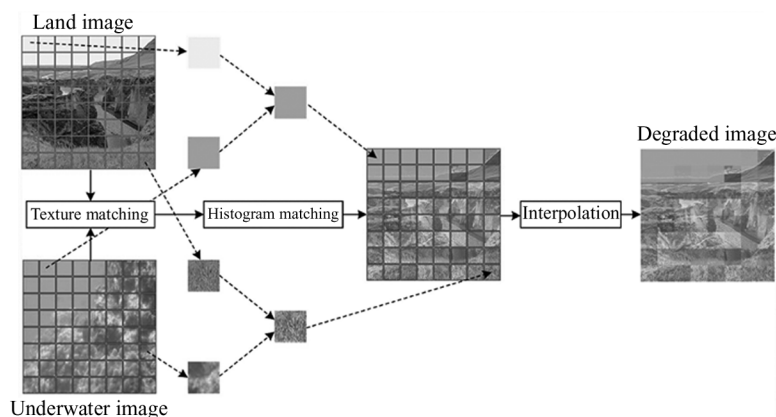


图 2 陆上图像退化

Fig. 2 Degradation on land images

1.1.1 纹理匹配

将尺寸为 $H_1 \times W_1$ 的待处理水下图像和陆上图像均分割成 $H_2 \times W_2$ 个大小相同的小图像块,分别计算水下图像和陆上图像中各小块之间的纹理匹配度 $d_n(i)$,计算式为:

$$d_n(i) = \frac{H_1 \times W_1}{H_2 \times W_2} \| p''_n - r''_i \|^2, \quad (1)$$

式中, n, i 分别为陆上图像、水下图像中的小图像块编号, p''_n 为陆上图像中第 n 个小块与拉普拉斯算子卷积后的结果, r''_i 为水下图像中第 i 个小块与拉普拉斯算子卷积后的结果, p''_n 和 r''_i 计算时控制拉普拉斯算子形状的参数设为 0.1, $\| \cdots \|^2$ 为范数的平方。

当纹理匹配度 $d_n(i)$ 取最小值时,编号 i 水下图像小块即为陆上图像中第 n 个小块的最佳匹配块。

1.1.2 图像退化

利用水下图像中的最佳匹配块,采用直方图匹配法对陆上图像的每个小块进行退化,形成退化处理后的整幅图像。

退化后的图像每个小块之间的亮度和对比度存在差异,块状效应较为明显。本文采用插值法来抑

制块状效应的不利影响。如图 3 所示,将陆上图像中的每个小块按照田字形划分为 4 个子小块,采用插值法计算每个子小块退化后的灰度映射值 z :

$$z = \lambda G_l^{-1}(s_k) + \frac{1-\lambda}{4} (G_u^{-1}(s_k) + G_r^{-1}(s_k) + G_d^{-1}(s_k)), \quad (2)$$

式中, λ 为预设的插值权重, s_k 为陆上图像中任一小块直方图统计时的离散灰度值, $G_l^{-1}(s_k)$ 为任一小块与其退化后相应小块之间的灰度值反变换函数,

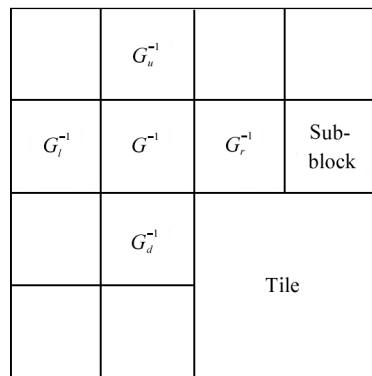


图 3 小图像块的划分

Fig. 3 Division of small image blocks

$G_u^{-1}(s_k)$ 、 $G_d^{-1}(s_k)$ 、 $G_l^{-1}(s_k)$ 、 $G_r^{-1}(s_k)$ 分别为其上、下、左、右相邻子小块对应灰度值的反变换函数。

预设插值权重的选取会直接影响退化图像块状效应的抑制效果。本文将插值权重分别设为 1、0.5 和 0.1, 并进行统计实验。结果表明, 当插值权重 λ 选取为 0.1 时, 退化图像的块状效应抑制效果最佳。另外, 当陆上图像中划分的小块位于边界处时, 只能使用 2—3 个子块进行插值, 此时还需略微调整权重值的大小。

1.2 基于 CNN 的水下图像色彩复原

本文构建了基于 CNN 的端到端小规模网络结构, 采用仿真水下图像数据集对网络模型进行训练, 再用该模型对水下图像进行颜色校正处理, 得到色彩复原图像。CNN 适于处理数据量大、环境变化复杂的水下图像等领域。本网络的神经元层模型如下:

$$\mathbf{N}(m, n) = f(\mathbf{W}^T \mathbf{X} + \mathbf{b}) =$$

$$f\left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [\mathbf{W}(i, j) \mathbf{X}(m+i, n+j)] + \mathbf{b}(i, j)\right), \quad (3)$$

式中, m 和 n 表示色彩复原后输出图像 $\mathbf{N}$ 的像素坐标, $\mathbf{X}$ 是神经元的输入, $\mathbf{N}(m, n)$ 是神经元的输出, $\mathbf{W}^T$ 是权值矩阵的转置, $\mathbf{b}$ 是偏置向量, f 是作用于输入与输出之间的传递函数。

根据探索性实验, 通过改变卷积层中卷积核的个数来定量分析网络参数的选取对水下图像色彩复原质量的影响情况。对比测试数据的真实输出和网络输出, 分别计算网络模型中各层不同卷积核取值时的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 和均方根误差 (root mean squared error, RMSE), 如表 1 所示。可见, 当网络模型的第 2 层、第 4 层和第 6 层卷积核数量分别为 8、8 和 16 时, 经 CNN 色彩复原后的水下图像性能最优, PSNR 和 RMSE 的取值分别为 17.2392 dB、0.3020。

本文所构建的网络由 7 层神经元组成, 如图 4 所示。第 1 层为输入层, 其大小为 $H \times W \times 3$, 即水下图像在 RGB 颜色空间中的大小。第 2 层是卷积层, 其内核大小为 $7 \times 7 \times 8$, 用于输入层的特征提取。第 3 层是最大池化层, 以减少提取到的特征数据量。第 4 层继续使用卷积层来提取更详细的特征映射, 其内核减小到 $5 \times 5 \times 8$ 。第 5 层使用上采样层重建图像。第 6 层的卷积核尺寸进一步减小到 $3 \times 3 \times 16$, 以减少模型的计算量。第 7 层是输出层, 其大小与输入层相同。

为确保各层输入与输出呈非线性关系, 本文对网络中各卷积层均采用修正线性单元 (rectified linear unit, ReLU) 作为激活函数^[14], 公式为:

表 1 不同网络参数的评估

Tab. 1 Evaluation of different network parameters

Number of kernels in 2 nd layer	Number of kernels in 4 th layer	Number of kernels in 6 th layer	PSNR/dB	RMSE
8	8	8	17.193 4	0.308 4
8	8	16	17.239 2	0.302 0
8	16	8	17.196 4	0.305 4
8	16	16	17.188 2	0.307 6
16	8	8	17.180 1	0.310 7
16	8	16	17.198 0	0.303 3
16	16	8	17.193 3	0.305 3
16	16	16	17.190 1	0.308 6

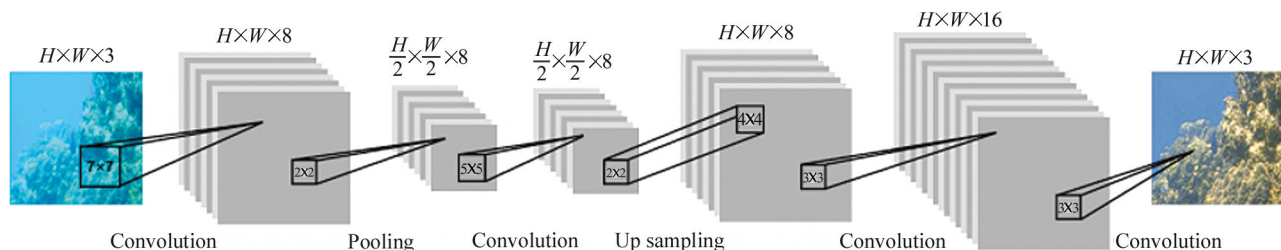


图 4 水下图像色彩复原网络结构

Fig. 4 Color restoration network structure of underwater image

$$ReLU(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}, \quad (4)$$

式中, x 表示每个特征图中单个像素的值。

在网络训练过程中,引入了损失函数来计算训练得到的图像与标签图像之间的误差,并且在前向传播过程中不断更新优化损失值,本文采用均方误差(mean squared error, MSE)作为损失函数 L_{MSE} :

$$L_{MSE} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \| \mathbf{X}_i - \mathbf{N}_i \|^2, \quad (5)$$

式中, K 为训练集数据的数量, $\mathbf{X}_i$ 为数据集中陆上图像的精确值, $\mathbf{N}_i$ 为复原网络的输出图像。

1.3 基于多尺度导向滤波的 Retinex 纹理增强

提取原始水下图像和经 CNN 处理后色彩复原图像 $\mathbf{N}$ 的亮度通道,分别记为 $\mathbf{I}_u$ 和 $\mathbf{I}_o$,对两者进行对比度和亮度的调整,即:

$$\mathbf{I}_c = \frac{\sigma_u}{\sigma_o} (\mathbf{I}_u - \bar{\mathbf{I}}_u) + \bar{\mathbf{I}}_o, \quad (6)$$

式中, $\mathbf{I}_c$ 为对比度和亮度调整后的图像, σ_u 、 σ_o 分别为图像 $\mathbf{I}_u$ 、 $\mathbf{I}_o$ 像素灰度值的标准差, $\bar{\mathbf{I}}_u$ 、 $\bar{\mathbf{I}}_o$ 分别为图像 $\mathbf{I}_u$ 、 $\mathbf{I}_o$ 像素灰度值的平均值。

采用多尺度导向滤波 Retinex 算法对调整后的图像 $\mathbf{I}_c$ 进行纹理增强处理。根据 Retinex 理论,水下原始图像可认为是由表征雾状模糊的光照图像 $\mathbf{L}$ 和表征图像原始细节信息的反射图像 $\mathbf{R}$ 两部分构成,通过估算 $\mathbf{L}$ 的值,即可得到去模糊后只反映物体本身信息的反射图像 $\mathbf{R}$,即:

$$\mathbf{I}_c(x, y) = \mathbf{R}(x, y) \times \mathbf{L}(x, y), \quad (7)$$

式中, $\mathbf{I}_c(x, y)$ 为纹理增强处理前的水下原始图像, x 和 y 表示相应图像的像素坐标。

由于水下图像因水体对光线的吸收衰减而存在一定程度的低曝光现象,因此对式(7)取对数运算,以补偿低曝光区域,具体公式如下:

$$\mathbf{M}(x, y) = \log \mathbf{I}_c(x, y) - \log [\mathbf{F}(x, y) \times \mathbf{I}_c(x, y)], \quad (8)$$

式中, $\mathbf{M}$ 为 Retinex 纹理增强处理后的图像, $\mathbf{F}$ 为高斯低通滤波函数, $*$ 为卷积。经高斯滤波可以估算得到平滑的光照图像,但由于其具有各向同性的缺点,得到的图像边缘被平滑,进而导致反射图像也会丢失一定的边缘纹理信息。

针对此问题,本文采用具有轮廓边缘保持特性的导向滤波^[15]来优化光照图像的估算。导向滤波可在平滑图像的同时较好地保持边缘细节。同时,大尺度导向滤波处理后的图像含有清晰的物体轮廓边缘信息,而小尺度导向滤波处理后的图像含有丰富的物体纹理细节。因此,本文选取多种尺度的导向滤波器来估计光照图像,并对各尺度下获得的反射图像进行加权求平均,得到最终的纹理增强图像 $\mathbf{M}$,从而使输出图像在平滑去噪与边缘细节保持之间达到一个合理的平衡。

1.4 颜色空间变换

将色彩复原图像 $\mathbf{N}$ 从 RGB 颜色空间映射到 LAB 颜色空间,提取其亮度通道(L分量)进行对比度、亮度调整后,经过多尺度导向滤波 Retinex 处理得到纹理增强图像 $\mathbf{M}$,再与图像 $\mathbf{N}$ 的颜色通道(A、B分量)进行 CIELAB 颜色空间变换融合,得到最终处理的水下增强图像。

图 5(a)表示原始水下图像,5(b)表示色彩复原图像,图 5(c)表示融合色彩复原和纹理增强、并经颜色空间变换后的水下清晰化图像。可见,本文所构建的基于 CNN 的色彩复原网络模型能有效校正水下图像的颜色失真,但处理后图像的纹理细节还不够清晰,如图 5(b)的局部放大所示;进而融合色彩复原和 Retinex 纹理增强后的图像细节和边缘轮廓更加清晰,如图 5(c)的局部放大所示。图 5(b)和 5(c)的 PSNR 分别为 16.713 8 dB 和 20.404 3 dB。可见,融合深度学习和多尺度导向滤波 Retinex 处理后 PSNR 提升了约 4 dB。

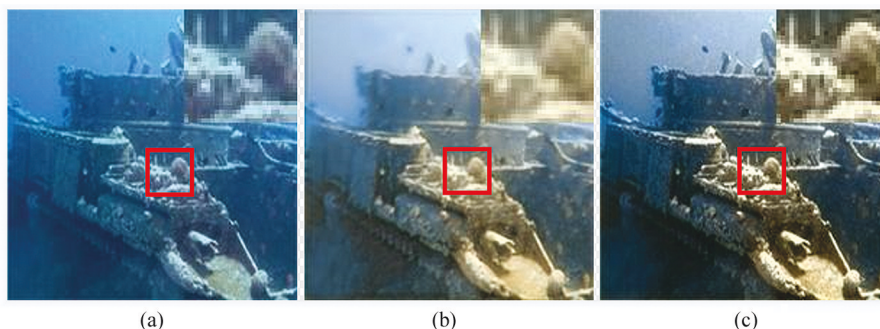


图 5 各处理环节的水下图像:(a) 原始水下图像;(b) 色彩复原后的水下图像和;(c) 最终的增强水下图像

Fig. 5 Underwater images of processing step:(a) Original image; (b) Color-restored image; (c) Enhanced underwater image

2 实验结果与分析

2.1 测试环境和对比方法

在 Windows10 系统的 Python 环境下使用 TensorFlow 深度学习框架完成实验,电脑硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i9-10900X CPU @ 3.70 GHz, 64GRAM, GPU 2080Ti。利用仿真水下图像数据集完成训练,训练过程中使用的批尺寸为 5,训练样本尺寸为 200×200 ,训练次数为 100,Adam 优化器的其他超参数均为其默认值。

为了验证本文方法的有效性,分别针对仿真水下图像数据集和真实水下图像进行算法性能的测试,并和文献[3]、[6]、[7]、[12]和[13]方法进行对比。其中,仿真水下数据集处理后的结果采用全参考的图像客观质量评价指标 RMSE、PSNR 和 CIEDE2000 进行分析;真实水下图像处理后的结果采用无参考的水下图像质量评价 (underwater image quality measurement, UIQM) 指标和图像对比度^[16] (patch-based contrast quality index, PCQI) 指标进行分析。

2.2 仿真水下图像增强的算法性能

选取 25 幅仿真水下图像,分别采用本文方法与现有对比方法对其进行颜色校正和纹理增强处理。

图 6 示出了处理后的部分结果,最左列为陆上图像原图,第 2 列为退化的仿真水下图像。第 3—7

列分别是文献[3]、[6]、[7]、[12]和[13]中算法处理后的结果,最右边一列为本文方法的结果。可见,文献[3]水下图像色彩复原的效果较差,生成图像还存在明显的色彩失真;文献[6]虽然色彩复原效果较好,但各图像都呈现出局部过暗或过亮现象,导致局部色彩信息丢失。文献[7]和文献[12]对水下退化图像的亮度和对比度调整方面有较好的改善,细节纹理得到了明显增强,但部分纹理细节因过度增强而产生伪影,且图像对比度也被过度拉伸,整体图像仍然存在色彩失真。文献[13]算法增强后的图像仍然存在色彩失真,且因对比度过低而导致图像模糊,并呈现出雾状。本文方法通过仿真水下图像数据集,构建小规模的 CNN 模型,处理时具有较强的泛化能力,图像色彩复原效果更优;且因采用了对比度、亮度调整以及 MSR 纹理增强等处理,还原了图像的纹理细节,处理后的水下图像颜色更自然,更接近于真实图像。

采用本文方法与对比方法对 25 幅仿真水下图像进行增强处理后的 RMSE、PSNR 和 CIEDE2000 分别如图 7(a)、7(b)和 7(c)所示。其中,AVE 表示平均值。可见本文方法所得到的 3 项指标整体性能均更优 (图中用实线表示)。本方法 RMSE 达到 0.3020,表明结果图像与原图像之间的差异最小,复原效果最好;本方法 PSNR 达到 17.2392 dB,图像质量最优;本方法 CIEDE2000 为 16.8784,处理后图

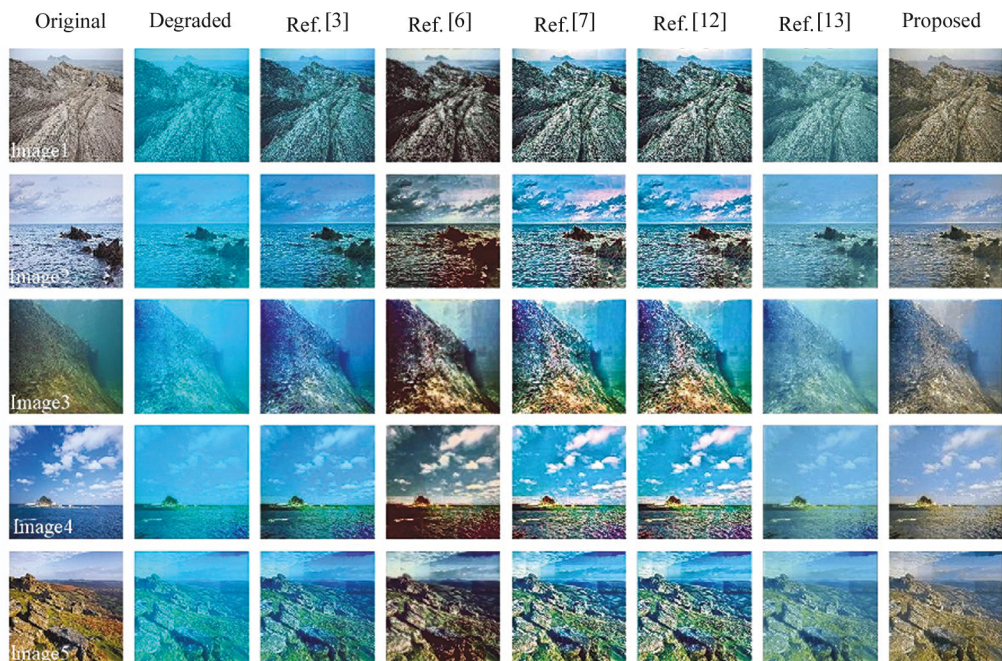


图 6 仿真水下图像各算法增强结果

Fig. 6 Enhanced results of various methods in terms of simulated underwater image dataset

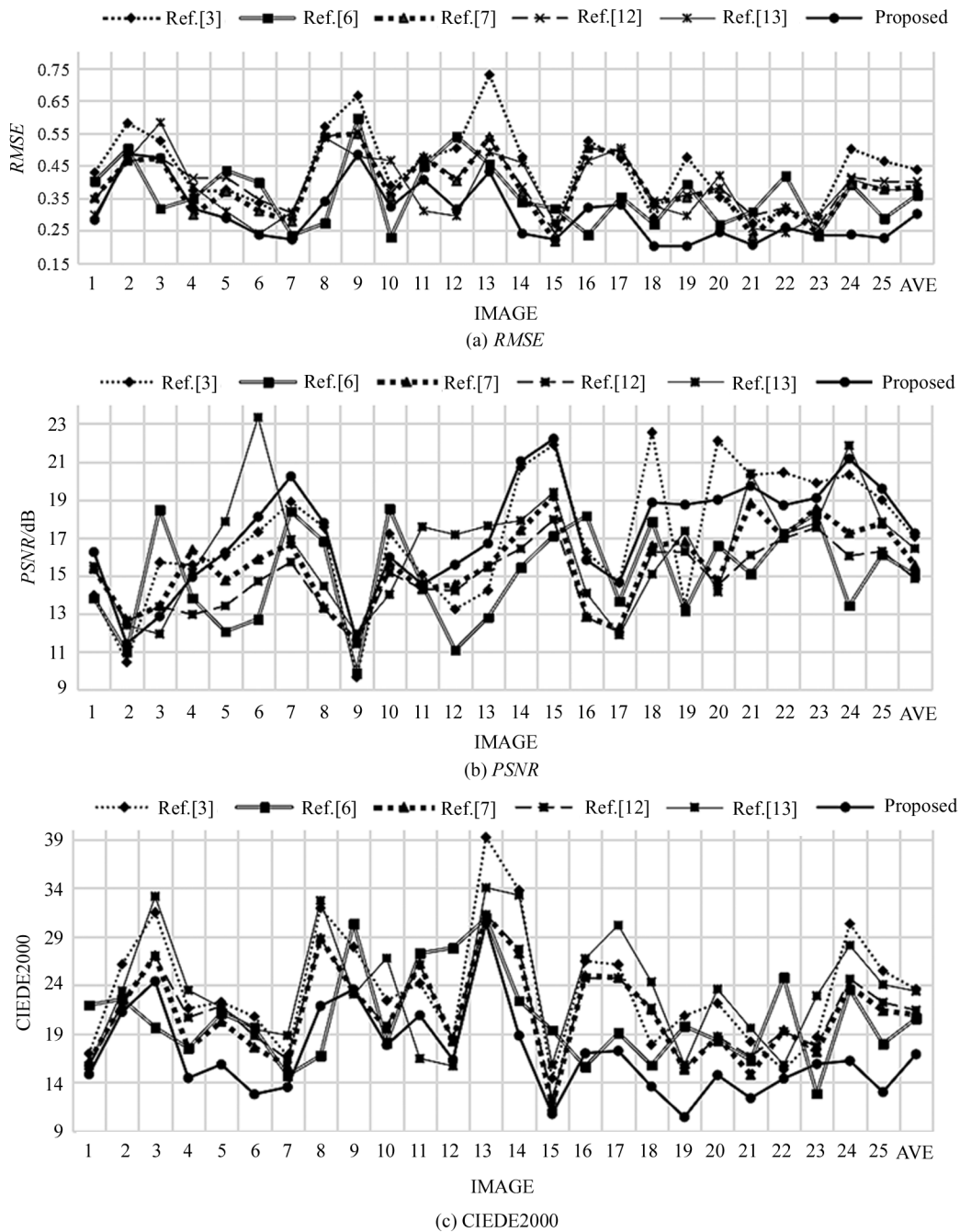


图 7 仿真水下数据集各算法性能对比

Fig. 7 Performance comparison of various methods in terms of simulated underwater image dataset

像的颜色失真和纹理失真均比较小。

2.3 真实水下图像增强的算法性能

图 8、图 9 分别示出了颜色失真、纹理模糊两组真实水下图像处理的结果。其中最左边为原始水下图像,最右边为本文算法的增强结果,中间 5 列从左至右分别为文献[3]、[6]、[7]、[12]和[13]中算法处理后的结果。

如图 8 所示,针对颜色失真,文献[3]和文献

[13]颜色校正效果不佳,且图像整体偏暗。文献[6]处理后的图像前景和背景都有比较好的色彩复原效果,但部分区域由于过度增强存在伪影,整体图像纹理不够清晰。文献[7]和文献[12]对前景物体的颜色校正效果较好,但背景仍存在较为明显的颜色失真,且图像对比度被过度拉伸。本文方法采用了 CNN 的强大学习能力,建立了水下颜色失真图像到色彩复原图像之间的映射关系,同时还采用了基于

多尺度导向滤波的 Retinex 进行纹理增强,使得处理后的图像色彩更真实、纹理更清晰,主观感知上更加自然,更接近于陆上图像,且避免了过度增强带来的伪影、色差等现象。

如图9所示,针对纹理模糊失真,文献[3]对纹理模糊程度不同的图像处理效果差异较大,对原图较为清晰的 image6 处理效果较佳,而对 image4 的处理效果就较差,图像背景模糊,且带来了较为严重的色差。文献[6]处理效果整体均不佳,且局部图像可能产生色彩失真。文献[7]和文献[12]对不同程度的纹理模糊图像都有较好的处理效果,但局部图像

存在纹理过度增强的现象,产生伪影、颜色失真等现象。文献[13]采用了基于水下场景先验的 CNN 模型,算法适用场景具有一定的局限性。该方法仅适用于部分纹理模糊图像,例如,如 image5、image6 处理后的结果整体偏橙色。本文在构建大量水下图像数据集的基础上,采用 CNN 进行色彩复原,分别提取亮度通道和颜色通道,对亮度通道进行对比度、亮度调整和 MSR 纹理增强,再将二者融合。因此,本文方法对各种程度的纹理模糊图像都具有良好的处理效果,在提升图像纹理清晰度的同时,能较好地实现蓝色、绿色和雾化水下图像的颜色校正,视觉效果

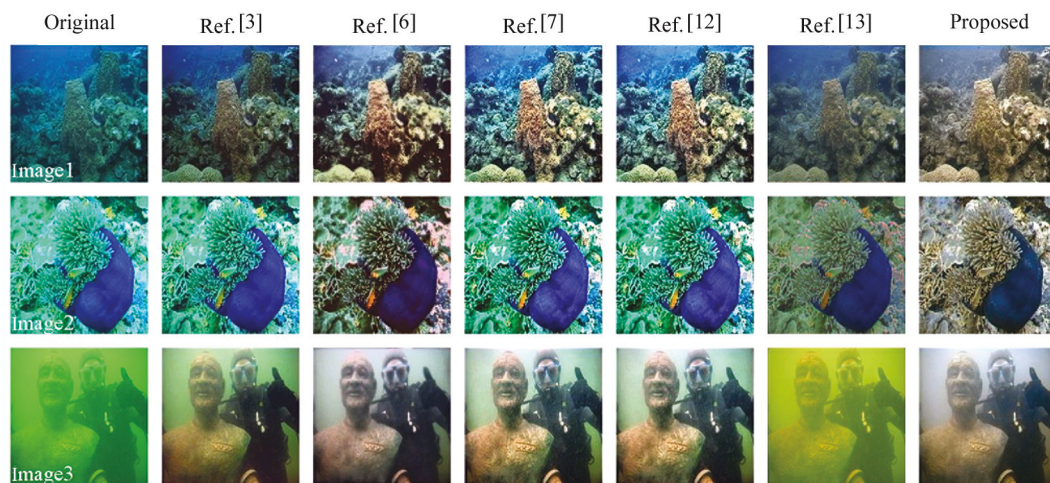


图 8 颜色失真真实水下图像各算法增强结果

Fig. 8 Enhanced results of various methods in terms of real underwater images with color distortion

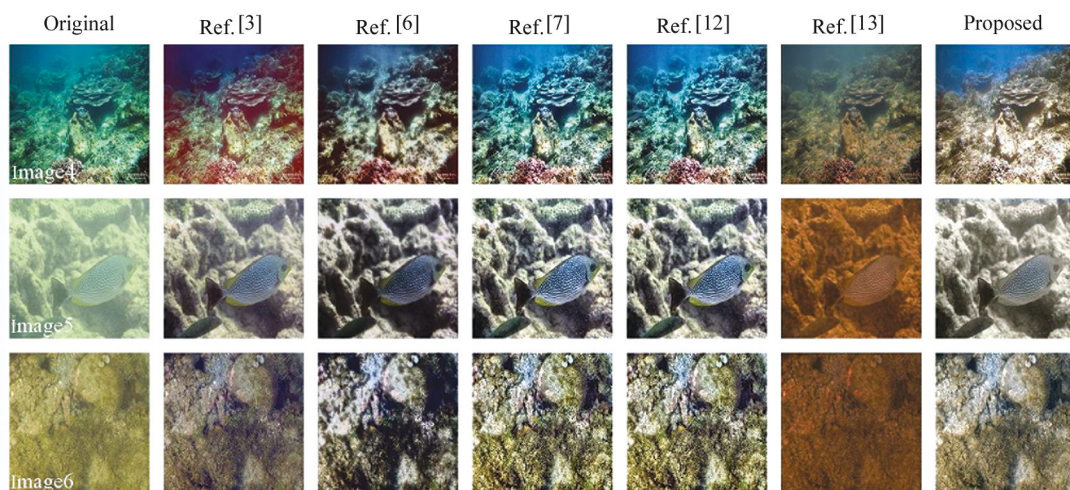


图 9 纹理模糊真实水下图像各算法增强结果

Fig. 9 Enhanced results of various methods in terms of real underwater images with texture blur

更加清晰自然。

表 2 列出了上述两组真实水下图像各算法 PC-QI 和 UIQM 指标,最优结果用粗体标注。与对比方法相比,本文方法对两组水下图像处理后的 UIQM

性能指标最优,其平均值达到了 4.96。该指标是一项基于人眼视觉系统,反映水下图像的色彩、清晰度和对比度等因素的综合评价指标。采用本文方法处理后图像的 PCQI 值较优,但略低于文献[7]和文献

[12]。该项指标主要体现的是图像对比度,从图 6、图 8 和图 9 中相关图像的主观效果可以看出,文献[7]和文献[12]处理的图像存在对比度拉伸过度、局部纹理增强过度的现象。虽然相应 PCQI 值较大,但图像呈现出伪影、色彩失真等现象,视觉效果不自然。

总之,通过对颜色失真、纹理模糊的两组水下图像增强处理主观、客观实验结果分析可知,本文方法能够对不同失真类型的水下图像进行较好的色彩复原,同时还能有效提升图像的纹理清晰度和对比度,视觉感知上更接近于自然场景图像,综合性能明显优于其他对比算法。

表 2 真实水下数据集各算法性能对比

Tab. 2 Performance comparison of various methods in terms of real underwater dataset

	Ref. [3]		Ref. [6]		Ref. [7]		Ref. [12]		Ref. [13]		Proposed	
	UIQM	PCQI	UIQM	PCQI	UIQM	PCQI	UIQM	PCQI	UIQM	PCQI	UIQM	PCQI
Image1	0.970 2	5.035 4	1.027 1	4.885 4	1.308 2	4.900 4	1.257 7	4.951 0	0.951 6	4.970 7	1.017 3	5.200 5
Image2	0.948 1	4.554 2	0.750 3	4.703 7	1.102 8	4.402 2	1.089 5	4.510 8	0.588 7	5.240 6	0.875 7	4.933 1
Image3	1.022 1	3.797 6	1.008 6	3.727 8	1.243 6	4.343 0	1.166 1	4.248 2	0.936 7	2.671 6	1.044 4	3.514 1
Image4	0.836 6	5.223 9	0.879 4	4.900 0	1.175 6	4.754 0	1.157 2	4.724 4	0.738 2	4.715 2	0.948 0	5.235 2
Image5	1.047 1	5.074 9	0.949 0	5.213 4	1.271 9	5.434 6	1.231 1	5.459 8	0.691 3	4.870 9	1.136 2	5.208 8
Image6	0.901 4	5.603 6	0.916 3	5.040 4	1.393 4	4.811 6	1.362 0	4.896 4	0.606 0	4.980 5	1.111 1	5.668 0
Average	0.954 2	4.881 6	0.921 8	4.745 1	1.249 2	4.774 3	1.210 6	4.798 4	0.752 1	4.574 9	1.022 1	4.960 0

3 结 论

针对水下图像存在色差严重、纹理不清晰和对比度低,以及数据集缺乏等问题,本文首先利用陆上图像自建了仿真水下图像数据集,然后构建端到端的小规模 CNN 模型对原始水下图像进行颜色校正,其次采用基于多尺度导向滤波的 Retinex 方法对图像进一步作纹理增强处理。实验结果表明,所提方法对水下图像的颜色失真校正效果好,且能有效增强图像的纹理清晰度和对比度,处理后的图像主观感觉真实自然。针对本文构建的小规模端到端 CNN 模型在提取水下图像特征时可能造成部分细节纹理丢失的问题,后续工作可进一步提升 CNN 的网络泛化能力,以增强模型对水下图像的特征提取效果。

参考文献:

[1] LU H,UEMURA T,WANG D,et al. Deep-sea organisms tracking using dehazing and deep learning[J]. Mobile Networks and Application,2018,25(3):1008-1015.

[2] HE K M,SUN J,TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2011,33(12):2341-2353.

[3] GALDRAN A,PARDO D,PICON A,et al. Automatic red-channel underwater image restoration[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2015,26:132-145.

[4] WANG B,LI C. A visual hierarchical framework based

model for underwater image enhancement[J]. Frontiers of Computer Science,2019,13(3):665-667.

[5] LI H K,LI H,ZHAO L,et al. Underwater image enhancement based on improved Gamma correction and multi-scale fusion[J]. Journal Optoelectronics • Laser,2022,33(7):700-708.

李华昆,李恒,赵磊,等.改进的伽马校正与多尺度融合的水下图像增强[J].光电子•激光,2022,33(7):700-708.

[6] FU X Y,ZHUANG P X,HUANG Y,et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP),October 27-30,2014,Paris,France,New York:IEEE,2014:4572-4576.

[7] ANCUTI C,ANCUTI C O,HABER T,et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,June 16-21,2012,Providence,RI,USA,New York:IEEE,2012:81-88.

[8] KHAN A,ALI S S,MALIK A S,et al. Underwater image enhancement by wavelet based fusion[C]//IEEE 6th International Conference on Underwater System Technology: Theory & Applications,December 13-14,2016,Pe-nang,Malaysia,New York:IEEE,2016:83-86.

[9] LI J,SKINNER K A,EUSTICE R M,et al. Water GAN:Un-supervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images[J]. IEEE Robotics and Automation Letters,2018,3(1):387-394.

[10] PEREZ J,ATTANASIO A C,NECHYPORENKO N,et al. A deep learning approach for underwater image enhance-

- ment[C]//International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation, June 19-23, 2017, Corunna, Spain. Cham: Springer, 2017: 183-192.
- [11] CAO K, PENG Y, COSMAN P C. Underwater image restoration using deep networks to estimate background light and scene depth[C]//IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, April 8-10, 2018, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2018: 1-4.
- [12] PAN P W, YUAN F, CHENG E, et al. Underwater image de-scattering and enhancing using dehazenet and HWD[J]. Journal of Marine Science, 2018, 26(4): 531-540.
- [13] LI C Y, ANWAR S, PORIKLI F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement[J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107038.
- [14] NAIR V, HINTON G E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines[C]//27th International Conference on Machine Learning (ICML-10), June 21-24, 2010, Haifa, Israel. North Hollywood: OMNI Press, 2010: 807-814.
- [15] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(6): 1397-1409.
- [16] WANG Y, SONG W, FORTINO G, et al. An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging[J]. IEEE Access, 2019, 7: 140233-140251.

作者简介:

章联军 (1980—), 男, 硕士, 实验师, 主要从事图像和视频信号处理方面的研究.