先进成像

# 激光写光电子学进展

## 基于多尺度生成对抗网络的水下图像增强

林森1,刘世本2\*

<sup>1</sup>沈阳理工大学自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110159; <sup>2</sup>辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

**摘要** 针对水体对光的吸收和散射导致的水下图像细节模糊和颜色失真等问题,提出了一种基于多尺度生成对抗 网络的水下图像增强算法。该算法用对抗网络作为基础框架,结合残差连接和密集连接加强水下图像特征的传 播。首先,通过两个并行支路提取退化图像不同空间的视觉信息,并在每个支路加入残差密集块,以学习更深层次 的特征。然后,将两个支路提取的特征进行融合,经过重建模块恢复图像的细节信息。最后,构建多个损失函数, 反复训练对抗网络,获得增强的水下图像。实验结果表明,本算法增强的水下图像色彩鲜明且去雾效果较好,水下 彩色图像质量均值比原始图像高 0.1887,加速稳健特征的匹配点数比水下残差网络算法多 17 个。 关键词 图像处理; 生成对抗网络; 多尺度; 残差密集块

**中图分类号** TP391 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1610017

## Underwater Image Enhancement Based on Multiscale Generative Adversarial Network

Lin Sen<sup>1</sup>, Liu Shiben<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> College of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang, Liaoning 110159, China; <sup>2</sup> College of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China

**Abstract** To address problems associated with capturing underwater images, i.e., blur details and color distortion caused by the absorption and scattering of light, an underwater image enhancement algorithm based on multiscale generative adversarial network is proposed. This algorithm uses an adversarial network as the basic framework, combining residual connections and dense connections to strengthen the propagation of underwater image features. First, the visual information in different spaces of a degraded image is extracted through two parallel branches, and a dense residual block is added to each branch to learn deeper features. Then, the features extracted from the two branches are fused and the detailed information of the image is restored through a reconstruction module. Finally, multiple loss functions are constructed and the adversarial network is repeatedly trained to obtain enhanced underwater images. The experimental results demonstrate that an underwater image enhanced using the algorithm has brighter colors and better dehazing effect. Compared with the original image, the average quality of the underwater color image is increased by 0.1887; compared with the underwater residual network algorithm, the number of matching points of the speeded up robust features is increased by 17.

Key words image processing; generative adversarial network; multiscale; residual dense block OCIS codes 100.2000; 200.4260; 010.7295

收稿日期: 2020-09-28; 修回日期: 2020-11-24; 录用日期: 2020-12-27

**基金项目**:国家自然科学基金(91648118,61473280,61991413)、辽宁省重点研发计划(2019JH2/10100014)、沈阳理工大学引进高层次人才科研支持计划(1010147000915)

通信作者: \*liushiben310@163.com

## 1 引 言

目前,海洋资源的开发、探索和保护已成为国际 社会的战略中心,清晰的水下图像可为海洋渔业、海 洋军事等研究任务提供有价值的信息。由于水体对 光的吸收和散射效应,采集的水下图像存在细节模 糊和色偏严重等问题<sup>[1]</sup>,限制了水下图像在实际场 景中的应用,因此,提升水下图像质量的增强方法已 成为海洋光学领域的研究热点之一。

近年来,深度学习技术广泛应用于水下图像处 理领域中,并取得了良好的效果。可通过引入模块 化结构重复使用图像的特征信息,增加网络的深度。 Guo 等<sup>[2]</sup>提出了一种多尺度密集块(MSDB)算法进 行水下图像增强,该算法的生成网络类似于编码-解 码结构,前后网络结构分别为卷积层和反卷积层,中 间引入两个 MSDB,并通过残差连接(Residual connection)融合低层次特征与高层次特征,以更好 地恢复图像的细节特征。Liu 等<sup>[3]</sup>根据残差学习 的思想将极深超分辨率重建(VDSR)模型应用于 水下图像增强领域,增加了网络的深度并对特征 进行了重复利用,然后通过边缘差异损失(EDL) 提高模型的细节增强能力。由于无法获取网络训 练时需要的高质量清晰图像,基于深度学习的水 下增强算法的鲁棒性和通用性还有待进一步研 究。为了解决数据集不足的问题,Fabbri等<sup>[4]</sup>利用 循环一致性生成对抗网络(CycleGAN)<sup>[5]</sup>合成了大 量的配对(退化图像和目标图像)图像:晋玮佩 等<sup>[6]</sup>通过网络合成不同退化程度的水下图像;Li 等[7]利用多种经典算法对退化图像进行处理,然 后通过人工筛选出清晰图像。上述三个合成的数 据集均可用于网络训练,能很好地提升水下图像 的质量。

上述算法均通过模块化结构增强水下图像,能

有效恢复图像的颜色和学习更高层次的特征,但均 为单支路模型,不能同时学习输入图像的不同特征。 因此,本文针对水下图像细节模糊和色彩失真等问 题,提出了一种基于多尺度生成对抗网络 (MSGAN)的水下图像增强算法。首先,利用两个 并行网络学习退化图像不同空间的视觉信息,用融 合图像恢复细节特征。然后,将对抗损失和感知损 失函数进行线性叠加,以增加网络的鲁棒性。最后, 受残差块和密集块的启发,构建了残差密集模块 (RDB),以重复学习特征信息并增加网络深度。 MSGAN 是从水下退化图像到视觉效果较好的水下 图像的端到端映射,不依赖于任何水下成像模型和 先验知识,适用范围广。实验结果表明,相比其他经 典算法和新颖算法,用本算法增强后的图像色彩鲜 明、去雾效果良好,可为海洋探索和研究提供清晰的 水下图像。

## 2 相关理论及算法流程

本算法基于生成对抗网络进行水下图像增强, 以更好地恢复水下图像的色彩;同时,在生成网络中 加入 RDB,以提取图像更高层的语义信息,从而提 升网络模型对水下图像的增强效果。

#### 2.1 残差密集模块

一般来说,深度越深的卷积神经网络(CNN)参数越多,处理复杂任务的潜力就越大。但 CNN 层数越多,训练越困难,而残差块<sup>[8]</sup>可以降低 CNN 训练的复杂度,残差函数可表示为

$$\boldsymbol{I}_{\boldsymbol{x}} = f(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{x}, \qquad (1)$$

式中, $I_x$ 为输出,x为输入,f(x)为经过卷积和激活 函数后的输出。利用残差块学习一个残差映射 $I_x$  – x比直接学习一个近似恒等映射的 $I_x$ 更容易<sup>[9]</sup>,残 差块和密集块的结构如图 1 所示。其中,ReLU 为 线性整流函数,Conv 为卷积操作。







Huang 等<sup>[10]</sup>通过密集块(Dense block)重复使 用特征,缓解了深层网络的梯度消失问题,有助于加 深网络层数,提取图像更多的特征。将每一层的输 出与输入在维度上进行连接后传递给下一层,加强 特征传递的同时减轻了梯度消失现象,密集函数可 表示为

 $X_{l} = H_{l}([X_{0}, \dots, X_{l-1}]),$  (2) 式中, $[X_{0}, \dots, X_{l-1}]$ 为将 0 到 l-1 层输出的特征 映射进行维度连接, $H_{l}$ 为包括 ReLU 和卷积操作 的函数。

#### 2.2 MSGAN 的流程

针对水下图像出现的颜色偏差、雾化和细节模 糊等问题,提出了一种基于 MSGAN 的水下图像增 强算法,该算法的具体流程如图 2 所示。首先,将退 化图像(Degraded image)输入生成网络中得到生成 图像。然后,将生成图像和目标图像输入判别网络



图 2 MSGAN 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the MSGAN algorithm

获得对抗损失(L<sub>GAN</sub>),并利用 19 层深度神经网络 (VGG19)计算目标图像和退化图像对应像素差的 绝对值之和,得到感知损失(L<sub>VGG</sub>)。最后,利用两 种损失函数训练生成网络和判别网络,优化网络 模型参数,获得色彩鲜明和去雾效果良好的水下 图像。

## 3 MSGAN 的结构

MSGAN 主要分为生成水下清晰图像的生成网 络和区分生成图像与目标图像的判别网络。通过成 对的水下图像样本,实现网络模型的训练,同时构造 新的损失函数,以约束网络输出的结果,得到颜色校 正和细节增强的清晰图像。

#### 3.1 生成网络

生成网络具有双分支结构,由特征提取模块和 重建模块组成,如图 3 所示。其中, $I_{input}$ 为输入图 像, $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 为卷积核的大小,n为卷积核的数 量,s为卷积核的步长。



图 3 生成网络的结构 Fig. 3 Structure of the generated network

 1)特征提取模块利用两个并行支路从退化图 像提取不同空间的视觉信息,并进行融合。两个并 行支路的卷积核尺寸分别为 3×3 和 5×5 且网络结 构相同。若使用更大尺寸的卷积核(如 7×7, 11×11)会浪费大量计算机资源。

2)用重建模块对融合后的图像进行细节特征恢复和色彩校正,为了更好地恢复图像的细节信息,将原始图像与重建的特征进行维度连接,经过1×1卷积核进行卷积,使输出图像的通道数为3,利用正切函数(tanh)将输出图像的像素值归一化为(-1,1),获得增强图像。

#### 3.2 残差密集块

受残差块和密集块的启发,提出了一种 RDB, 其结构如图 4 所示,包括密集连接层和利用局部残 差学习进行局部特征融合的网络层,以自适应提取 局部密集特征。RDB 的最后一层为 1×1 卷积层, 可使网络的输出维度为 32,并与输入的特征信息进 行像素相加,以自适应提取全局特征。林森等<sup>[11]</sup>使 用 ReLU 添加非线性因子,以补偿线性模型,能更 好地学习图像的特征信息。为减少随 RDB 循环次 数增加导致的细节信息丢失问题,在卷积层中加入 了批归一化(BN)和 ReLU。

#### 第 58 卷 第 16 期/2021 年 8 月/激光与光电子学进展



Fig. 4 Structure of the RDB

#### 3.3 特征提取模块

特征提取模块用两个并行网络从退化图像中提 取不同空间的视觉信息,每个分支使用若干个 RDB 将并行网络的输出特征进行融合,并将融合后的特 征作为重建模块的输入。为确定并行分支中使用的 RDB数量,在相同训练集和参数设置下,将RDB的 循环次数 P 设置为 4、8、12 和 14,对比实验结果如 图 5 所示。其中,图像 2 为图像 1 中矩形框的放大 图,可以发现,P = 4和 P = 1(原始图像)时图像的 曝光度较高,导致细节模糊;而 P=12 时图像的细 节比较清晰, 色彩恢复效果比 P = 8 时的图像好。 图像4为图像3中矩形框的放大图,可以发现,P=14 时图像的颜色偏黄,视觉效果较差,P=4和P=8时 图像的清晰度较差,而 P=12 时图像的颜色比较鲜 明,视觉效果良好。整体来看,RDB循环次数为12时 的处理效果较好。为进一步验证 RDB 的循环次数, 从客观角度评价了图 6 中 4 幅退化图像的水下彩色 图像质量(UCIQE)<sup>[12]</sup>指标,结果如图7所示。其中, 横坐标为 RDB 的循环次数,纵坐标为图 6 中 4 幅图 像的 UCIQE 均值。可以发现, RDB 的数量为 12 时, UCIQE 值最高,结合图 5 中的对比结果发现,本算法 中 RDB 的数量为 12 时,视觉效果表现是最好的。



图 5 对比实验的结果。(a)原始图像;(b) P=4;(c) P=8;(d) P=12;(e) P=14Fig. 5 Results of the compare experiment. (a) Original image; (b) P=4; (c) P=8; (d) P=12; (e) P=14



图 6 退化图像。(a)~(d)图像 1~图像 4 Fig. 6 Degraded image. (a) Image 1-(d) image 4



图 7 UCIQE 的评测值

Fig. 7 Evaluation value of the UCIQE

#### 3.4 判别网络

判别网络的目的是使生成图像更接近目标图像,其结构如图 8 所示。MSGAN 的判别网络采用 5 个卷积层,结构类似于 70×70 的马尔科夫判别 器生成对抗网络(PatchGAN)<sup>[13]</sup>。判别网络的最 后一层使用 Sigmoid 函数,可将输出图像像素值的 范围映射到(0,1)之间,有利于判别网络鉴别生成 图像和目标图像在某个区域的真假。此外,将对 抗损失和感知损失函数进行线性叠加,不断更新 网络参数,可获得色彩鲜明和去雾效果良好的水 下图像。





判别网络的输出为长和宽均为 30 的图像,且每 个像素点均能表示输入图像局部感受野之间的差 异。判别网络输出图像的像素值越接近于 0,表示 生成图像和目标图像之间的局部感受野差异越大; 反之,则表明两者之间的局部感受野差异越小。此 外,前 4 个卷积层使用带泄露线性整流函数(Leaky ReLU)<sup>[14]</sup>提升网络的非线性度。Leaky ReLU 函 数可表示为

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \ge 0\\ ax, & x < 0 \end{cases}$$
(3)

式中,α为参数,实验设置为0.2。

#### 3.5 损失函数

MSGAN 使用多个损失函数进行网络训练,可 提高网络的收敛速度、增强网络的鲁棒性。对抗损 失函数可表示为

$$L_{\text{GAN}} = E(\mathbf{y}) \{ \log[D(\mathbf{y})] \} + \\ E(\mathbf{x}) \{ \log\{1 - D[G(\mathbf{x})] \} \}, \quad (4)$$

式中,D 为判别器,G 为生成器,x 为退化图像,y 为 目标图像,E 为数学期望。通过感知损失函数重建 水下图像的特征,以增强图像的视觉效果。感知损 失函数可表示为

$$L_{\text{VGG}} = \frac{1}{CWH} \sum_{c=1}^{C} \sum_{w=1}^{W} \sum_{h=1}^{H} \left\| V \left[ G(\boldsymbol{x})^{c,w,h} \right] - V(\boldsymbol{y}^{c,w,h}) \right\|^{2},$$
(5)

式中,*C*、W、*H*分别为图像的通道数、宽度和高度, V为经过 VGG19 网络 Conv4\_3 层进行的非线性转 换。将对抗损失(*L*<sub>GAN</sub>)和感知损失(*L*<sub>VGG</sub>)进行线 性叠加,可表示为

$$L = \beta L_{\rm GAN} + \gamma L_{\rm VGG} \,, \tag{6}$$

式中, $\beta=2$ ,  $\gamma=5$ 。

#### 4 实验结果与分析

为验证本算法的有效性,从主观和客观评价两

方面对不同环境下重建的水下图像进行对比分析, 并将本算法与其他算法进行对比,以验证本算法在 水下图像增强方面的效果。

#### 4.1 数据集及实验环境

利用 CycleGAN 训练获得 3700 对(退化图像和 清晰的水下图像)图像,作为 MSGAN 的训练集,测 试集为 UIEBD 数据集<sup>[7]</sup>。模型框架为基于 buntul6.04、Python和 tensorflow 搭建的深度学习 框架,计算机的 GPU 为 TITAN XP,CPU 为 Core

#### I7-6850k,相关模型参数如表1所示。

表 1 模型的参数

Гable 1	Parameters	of the	model
---------	------------	--------	-------

Parameter	Image size	Learning	Optimizer	Batch size	epocł
Value	$256 \times 256$	0.001	Adam	2	100

#### 4.2 主观评价

首先,通过色卡颜色恢复实验检测 MSGAN 在 多色系颜色校正方面的有效性。利用不同算法(传 统算法和深度学习算法)对颜色退化的色卡进行处 理并与 MSGAN 进行对比实验,以验证本算法的颜 色恢复效果,结果如图 9 所示。可以发现,基于色彩 空间的水下颜色校正 Lab(Luminosity,a,b)算法<sup>[15]</sup> 的色卡图像紫色系色块整体偏白。水下暗通道先 验(UDCP)算法<sup>[16]</sup>色卡图像中的浅紫色与浅蓝色 相近,不易区分。限制对比度自适应直方图均衡 化(CLAHE)算法的色卡图像颜色块整体偏蓝,与 真实色卡颜色不符。去雾网络和混合小波及方向 滤波(DehazeNet and HWD)算法<sup>[17]</sup>的色卡图像颜 色块整体偏暗,棕色、蓝色和灰色趋于黑色,无法 区分。水下残差网络(Uresnet)算法的色卡图像色 系区分度较好,但紫色系整体偏蓝。MSGAN算法 的色卡图像色彩鲜明,可清晰区分不同色系颜色, 且蓝色与紫色色块的对比度得到了增强,处理后 的色卡图像与标准色卡接近,可达到较好的视觉 效果。



图 9 颜色恢复实验。(a)原始图像;(b) Lab;(C) UDCP;(d) CLAHE;(e) DehazeNet and HWD;(f) Uresnet; (g) MSGAN;(h)标准色卡

Fig. 9 Experimental of the color restoration. (a) Original image; (b) Lab; (c) UDCP; (d) CLAHE; (e) DehazeNet and HWD; (f) Uresnet; (g) MSGAN; (h) standard color card

为了进一步验证 MSGAN 算法在不同环境下 的颜色校正和清晰度恢复效果,对9幅不同色偏和 不同浑浊度的水下图像进行实验,结果如图 10 所 示。从图 10(a3)~图 10(h3)可以发现,UDCP 算法 对水下退化图像的颜色校正效果较差,整体偏暗。 DehazeNet and HWD、Uresnet 和 MSGAN 算法可 以有效解决水下图像的雾化问题,但 DehazeNet and HWD 算法处理后的图像呈灰白色,如 图 10(d1)和图 10(d9)。DUIENet 算法处理后的图 像色彩恢复不均匀,如图 10(e5) 整体色彩偏红; Lab 算法处理后的图像色彩鲜明,但去雾效果较差,如 图 10(c7)。FUnIE-GAN<sup>[18]</sup>、Uresnet 和 MSGAN 算法均能明显提升算法的视觉效果。相比其他算 法, MSGAN 算法在颜色校正和清晰度提升两个方 面的表现较好,如图 10(h4)和图 10(h7)。从图像 5 和图像 9 中的矩形框可以发现, Lab、FUnIE-GAN 和 DUIENet 算法处理后的图像有一层薄雾,而 DehazeNet and HWD和 MSGAN 算法在色彩校正 和清晰度恢复方面的表现较好。对于图像6中的远 距离场景,UDCP、Uresnet和 MSGAN 算法对远距 离细节恢复的效果更好,且 MSGAN 算法增强后的 图像颜色鲜明、细节特征更突出。

#### 4.3 客观评价

主观评价结果表明, MSGAN 算法的去雾和色彩信息恢复效果均较好,为了客观评价本算法的性能,进一步采用 UCIQE<sup>[12]</sup>和水下图像质量测量(UIQM)<sup>[19]</sup>分析算法的性能,并利用加速稳健特征(SURF)<sup>[20]</sup>进行特征点匹配实验。

UCIQE 是评价水下图像色度、饱和度和对比度的综合指标,取值范围为[0,1]。UCIQE 的值越高, 表明图像具有更好的视觉质量,UCIQE 可表示为

 $V_{\text{UCIQE}} = C_1 \times V_c + C_2 \times V_{\text{conl}} + C_3 \times V_s, \quad (7)$ 



图 10 不同算法的重建图像。(a)原始图像;(b) UDCP;(c) Lab;(d) DehazeNet and HWD;(e) DUIENet;(f) FUnIE-GAN; (g) Uresnet;(h) MSGAN

Fig. 10 Reconstructed images of different algorithms. (a) Original image; (b) UDCP; (c) Lab; (d) DehazeNet and HWD; (e) DUIENet; (f) FUnIE-GAN; (g) Uresnet; (h) MSGAN

式中, $V_c$  为色调方差, $V_{conl}$  为饱和度方差, $V_s$  为清 晰度, $C_1$ 、 $C_2$  和  $C_3$  为加权系数。其中, $C_1$ =0.4680、  $C_2$ =0.2745、 $C_3$ =0.2576。用 UCIQE 指标对图 10 中的图像进行测评,结果如表 2 所示。可以发现,对 于图像 4,UDCP 算法的 UCIQE 值高于 MSGAN 算法,但从图 10 中可以发现,UDCP 算法处理的图 像背景偏绿,恢复效果一般,而 MSGAN 算法处理 的图像色彩鲜明,视觉效果较好。整体来看, MSGAN 算法针对不同情况的水下图像都有较高的 UCIQE 值,且 MSGAN 的 UCIQE 平均值比原始图 像提升了 0.1887,这表明 MSGAN 算法增强后的图 像色彩鲜明,具有较高的清晰度和更好的视觉效果。

Table 2    UCIQE of different algorithms								
Image	Original image	UDCP	Lab	DehazeNet and HWD	DUIENet	FUnIE-GAN	Uresnet	MSGAN
1	0.3999	0.5658	0.4826	0.5534	0.5607	0.5883	0.5713	0.6230
2	0.4734	0.6036	0.5015	0.5938	0.5955	0.5729	0.6008	0.6561
3	0.4107	0.6242	0.4989	0.5971	0.6076	0.5906	0.5800	0.6487
4	0.4869	0.6607	0.5100	0.6120	0.5952	0.5739	0.6015	0.6523
5	0.4350	0.5788	0.5015	0.6216	0.6119	0.5854	0.5868	0.6474
6	0.5804	0.6478	0.5766	0.6256	0.6466	0.6073	0.6482	0.6537
7	0.4131	0.5759	0.4322	0.5884	0.5989	0.4816	0.5829	0.6271
8	0.4626	0.5951	0.4381	0.6199	0.5789	0.5083	0.5790	0.6485
9	0.3919	0.5309	0.3725	0.5711	0.5313	0.5067	0.5928	0.5953
Average	0.4504	0.5981	0.4793	0.5981	0.5918	0.5572	0.5937	0. 6391

表 2 不同算法的 UCIQE Table 2 UCIOF of different algorithms

UIQM 指标是一种基于人眼视觉系统激励的 无参考水下图像质量评价指标,该指标针对水下 图像的退化机理与成像特点,用色彩测量指标 (UICM)、清晰度测量指标(UISM)、对比度测量指 标(UIConM)作为评价依据,其值越大,表示图像 的颜色平衡、清晰度和对比度越佳。UIQM 可表 示为

 $V_{\text{UIQM}} = \partial \times V_{\text{UICM}} + \beta \times V_{\text{UISM}} + \varphi \times V_{\text{UIConM}}, (8)$ 式中, $\partial, \beta, \varphi$  为对应参数的加权系数,其中, $\partial = 0.0282, \beta = 0.2953, \varphi = 3.5753$ 。用 UIQM 指标对 图 10 中的图像进行测评,结果如表 3 所示。可以发现,相比其他算法,MSGAN 算法的 UIQM 值均较高。对于图像 7,MSGAN 算法的 UIQM 值较低,原因是原始图像的退化程度较高(UIQM 为 -0.1976),导致 MSGAN 不能完全恢复图像的色彩信息,但 UIQM 最高的 DehazeNet and HWD 算法处理后出现了红色伪影,效果也不是很理想。整体来看,相比其他算法,MSGAN 算法能很好地平衡水下图像的色度、饱和度和清晰度,且颜色信息恢复自然,视觉效果提升明显。

Image	Original image	UDCP	Lab	DehazeNet and HWD	DUIENet	FUnIE-GAN	Uresnet	MSGAN
1	2.7412	3.9075	4.6411	5.4308	5.3978	5.6093	5.2556	5.5662
2	4.0407	4.2090	5.4166	5.4916	5.5263	5.9190	5.7752	5.7604
3	2.4437	3.2558	4.6238	5.3570	4.9090	5.055	4.3874	5.2865
4	4.2092	5.5160	5.7056	5.3128	5.5416	5.4230	5.6801	6.0972
5	2.6370	5.3656	4.9070	5.4664	5.1776	5.6752	5.1168	6.0392
6	3.3848	4.8226	5.5025	5.2776	5.2172	5.2147	4.8218	5. 4851
7	-0.1967	1.5325	3.9102	4.6253	3.7125	2.8935	3.111	4.0278
8	2.7643	4.7148	4.2933	5.2013	5.0453	5.2807	4.228	5. 5883
9	1.7962	3.5674	3.7008	5.3365	4.9946	5.4482	4.7822	5.2365
Average	2.6467	4.0990	4.7445	5.2777	5.0580	5.1687	4.7953	5.4541

表 3 不同算法的 UIQM Table 3 UIQM of different algorithms

对 DUIENet、FUnIE-GAN、Uresnet 和 MSGAN 算法采用 SURF 进行特征点匹配,在相同条件下,4 种算法的匹配结果如图 11 所示,匹配点

数如表4 所示。一般情况下,图像的清晰度越高,特 征点匹配数目就越多,在后续特征提取等过程中的 应用效果就越好。可以发现,MSGAN算法匹配的



O matched points 1 + ma

+ matched points 2

图 11 不同算法的特征匹配结果。(a)原始图像;(b) DUIENet;(c) FUnIE-GAN;(d) Uresnet; (e) MSGAN Fig. 11 Feature matching results of different algorithms. (a) Original image; (b) DUIENet; (c) FUnIE-GAN;

(d) Uresnet; (e) MSGAN

表	4 不	同算法的	SURF
Table 4	SURF	of differen	nt algorithms

Image	Original image	DUIENe	FUnIE-GAN	Uresnet	MsGAN
1	31	35	36	31	54
2	15	29	20	26	34
3	21	27	30	33	46
4	39	46	46	44	68
Average	26.5	34.25	33	33.5	50.5

特征点数远多于其他算法,SURF的匹配点数比 Uresnet 算法多17个;且 MSGAN的SURF平均值 比原始图像的SURF多24个,这表明 MSGAN算 法在后续特征匹配过程中的应用效果较好。

## 5 结 论

针对水下图像色彩失真和雾化等问题,提出了 一种基于多尺度生成对抗网络的水下图像增强算 法。首先,对残差块和密集块进行改进,构建了 RDB,自适应地学习局部特征和增加网络深度,并经 过实验证明使用 12 层 RDB 的效果最好。其次,利 用双支路学习不同空间的视觉信息并进行融合,将 融合后的特征经过重建模块进行颜色校正和细节特 征恢复。最后,用多损失函数对生成对抗网络进行 相互交替训练,使生成图像不断接近目标图像。实 验结果表明,相比其他算法,MSGAN 算法的 UCIQE 和 UIQM 指标测评值均较高,且在水下图 像去雾和颜色校正方面的表现较好。在未来工作还 需考虑注意力机制在水下图像增强中的应用。

#### 参考文献

- [1] Cai C D, Huo G Y, Zhou Y, et al. Underwater image restoration method based on scene depth estimation and white balance[J]. Laser &. Optoelectronics Progress, 2019, 56(3): 031008.
  蔡晨东, 霍冠英,周妍,等. 基于场景深度估计和白 平衡的水下图像复原[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(3): 031008.
- [2] Guo Y C, Li H Y, Zhuang P X, et al. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 862-870.
- [3] Liu P, Wang G Y, Qi H, et al. Underwater image enhancement with a deep residual framework [J]. IEEE Access, 2019, 7: 94614-94629.
- [4] Fabbri C, Islam M J, Sattar J, et al. Enhancing underwater imagery using generative adversarial networks[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 7159-7165.
- [5] Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-toimage translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2242-2251.
- [6] Jin W P, Guo J C, Qi Q, et al. Underwater image

#### 第 58 卷 第 16 期/2021 年 8 月/激光与光电子学进展

#### 研究论文

enhancement based on conditional generative adversarial network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 141002.

晋玮佩,郭继昌,祁清.基于条件生成对抗网络的水下图像增强[J].激光与光电子学进展,2020,57 (14):141002.

- [7] Li C Y, Guo C L, Ren W Q, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond
   [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4376-4389.
- [8] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [9] Zhang W X, Zhu Z C, Zhang Y H, et al. Cell image segmentation method based on residual block and attention mechanism [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(17): 1710001.
  张文秀,朱振才,张永合,等.基于残差块和注意力 机制的细胞图像分割支法[J]. 来尝尝据 2020 40

机制的细胞图像分割方法[J].光学学报,2020,40 (17):1710001.

- [10] Huang G, Liu Z, Laurens V D M, et al. Densely connected convolutional networks [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2261-2269.
- [11] Lin S, Liu S B, Tang Y D, et al. Multi-input fusion adversarial network for underwater image enhancement [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(5): 217-225.
  林森,刘世本,唐延东.多输入融合对抗网络的水下图 像增强[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(5): 217-225.
- [12] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.

- [13] Johnson J, Alahi A, Li F F. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution [M] // Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision -ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9906: 694-711.
- [14] Wang S H, Phillips P, Sui Y X, et al. Classification of Alzheimer's disease based on eight-layer convolutional neural network with leaky rectified linear unit and max pooling [J]. Journal of Medical Systems, 2018, 42(5): 1-11.
- Bianco G, Muzzupappa M, Bruno F, et al. A new color correction method for underwater imaging [J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, XL-5/W5: 25-32.
- [16] Drews P L J, Nascimento E R, Botelho S S C, et al. Underwater depth estimation and image restoration based on single images[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2): 24-35.
- [17] Pan P W, Yuan F, Cheng E, et al. Underwater image de-scattering and enhancing using dehazenet and hwd[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2018, 26(4): 531-540.
- [18] Islam M J, Xia Y Y, Sattar J, et al. Fast underwater image enhancement for improved visual perception
   [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 3227-3234.
- [19] Panetta K, Gao C, Agaian S, et al. Human-visualsystem-inspired underwater image quality measures
   [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41 (3): 541-551.
- [20] Dai C G, Lin M X, Wang Z, et al. Color compensation based on bright channel and fusion for underwater image enhancement [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110003.
  代成刚,林明星,王震,等. 基于亮通道色彩补偿与融合的水下图像增强[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110003.