

# 基于三尺度鉴别器的水下图像运动模糊去除算法研究

石沈青<sup>1</sup>  
SHI Shenqing

## 摘要

在水下环境中,由于光照条件不足以及拍摄设备与场景间的相对运动,图像会呈现出不同程度的模糊,这一问题严重影响了基于视觉的海洋探测任务的开展。基于此,文章提出了一种三尺度鉴别器网络模型TC-DGAN,用于恢复水下运动模糊图像。该网络模型在AT-DGAN网络模型全局和局部尺度的基础上,引入中间尺度构成三尺度鉴别器,中间尺度只针对图像过渡区域模糊进行处理,从而弥补对水下图像的运动模糊的处理集中在全局和局部区域。此外,引入色彩一致性损失函数,用于解决水下图像去运动模糊时引起的颜色失真问题,保持去除模糊前后图像色彩一致。实验结果表明,所提改进算法相较于其他同类型算法,在图像恢复性能有所提升的同时有效控制了图像颜色失真。

## 关键词

水下运动模糊;三尺度鉴别器;色彩一致性损失函数;颜色失真

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.02.020

## 0 引言

海洋蕴含着丰富的自然资源,涵盖渔业资源、油气矿产等战略储备。近年来,自主水下航行器搭载高分辨率成像系统,实现对海洋环境的数据采集,从而为基于视觉的海洋探索提供关键数据支撑<sup>[1-2]</sup>。

然而,在实际的水下环境中,除了光的色散和衰减导致能见度低和光线不足外,水下图像和视频的获取通常由水下航行器、自主水下航行器和潜水员完成,其中运动伪影、模糊和抖动也会降低图像的质量<sup>[3-4]</sup>。这些问题严重影响后续目标检测、三维重建等任务的精度与可靠性。因此,去除运动

模糊以提高图像质量具有重要意义。

目前图像去运动模糊主要分为传统方法和深度学习方法。传统方法在模糊核已知的情况下,将图像去模糊看作是一个反卷积问题<sup>[5]</sup>。近年来,除利用卷积神经网络来估计模糊核<sup>[6]</sup>的方法外,端到端的无核神经网络方法也得到了发展。Kupyn等<sup>[7]</sup>改进了DeblurGAN,提出了DeblurGAN-v2。该模型通过引入特征金字塔网络结构作为核心构建模块,能够灵活地与各种骨干网络配合使用,从而在性能和效率之间取得平衡。Yu等<sup>[8]</sup>进一步改进DeblurGAN-v2为AT-DGAN,引入自注意力机制弥补部分损失信息,同时为提高网络训练效率,将铰链损失函数引入到图像去模糊任务中。自然图像的去除运动模糊的方法直接应用于水下,会忽视运动模

1. 武汉轻工大学电气与电子工程学院 湖北武汉 430023

- [8]MUNOZ-PACHECO J M, GARCIA-CHAVEZ T, GONZALEZ-DIAZ V R, et al. Two new asymmetric boolean chaos oscillators with no dependence on incommensurate time-delays and their circuit implementation [J]. Symmetry-based,2020,12(4): 506.
- [9]ROSIN D P, RONTANI D, GAUTHIER D J. Ultrafast physical generation of random numbers using hybrid Boolean networks[J]. Physical review E,2013,87(4): 040902(R) .
- [10]PARK M, RODGERS J C, LATHROP D P. True random number generation using CMOS Boolean chaotic oscillator[J]. Microelectronics journal,2015,46(12): 1364-1370.
- [11]刘锋.10Gbps 物理随机数发生器及其采集存储系统的设

计与实现 [D]. 太原:太原理工大学,2020.

- [12]龚利爽.面向物理随机数发生器的自治布尔网络研究 [D]. 太原:太原理工大学,2020.
- [13]ROSIN D P. Dynamics of complex autonomous boolean networks[EB/OL].[2025-09-12].<https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-13578-6>

## 【作者简介】

刘海芳(1989—),女,山西晋中人,博士,讲师,研究方向:混沌熵源和随机密钥的产生研究。

(收稿日期:2025-06-06 修回日期:2026-01-26)

糊与水下环境的关联性。针对水下图像去运动模糊，部分研究尝试将陆地上去除运动模糊的方法直接应用于水下，Li 等<sup>[9]</sup>提出一种特征金字塔注意力网络，用于水下去运动模糊，但恢复的图像会出现颜色失真的情况。因此，本文在 AT-DGAN 模型上进行改进，称为 TC-DGAN，以适应水下图像去运动模糊。主要工作如下：

(1) 网络架构层面：对于鉴别器，本文在 AT-DGAN 全局和局部双尺度鉴别器的基础上，引入中间尺度，构成三尺度鉴别器，目的是更好地去除过渡区域模糊（如物体边缘和背景存在较强模糊）。

(2) 目标函数：AT-DGAN 网络架构中没有控制色彩一致性的模块，导致在去除运动模糊的同时造成色彩失真和偏移，使得去模糊前后的图像不能保持色彩一致性。因此在生成器损失函数中引入色彩一致性损失<sup>[10]</sup>，用于保持去模糊前后图像的色彩一致性。

## 1 所提方法

### 1.1 TC-DGAN 鉴别器网络模型结构

本文提出了一种基于三尺度鉴别器（Local, Middle and Global Discriminators）的架构，以提升水下图像去运动模糊的效果。水下图像通常受到多种因素的影响，例如水流、光吸收和相机抖动，使图像中的模糊不仅出现在局部区域，而且可能在物体间的边界和全局结构上产生模糊。传统的双尺度鉴别器架构（如 DeblurGAN-v2）通常只包含全局尺度和局部尺度的判别，缺少对图像中过度模糊区域的处理。为解决这一问题，本文提出通过引入中间尺度鉴别器来增强网络对水下图像的恢复能力。三尺度鉴别器网络架构如图 1 所示。

本文提出融合权重共享卷积编码器与多尺度鉴别器头的改进型鉴别器结构，如图 1(a) 所示。该结构通过多尺度裁剪、统一尺寸、共享编码与分支鉴别等机制，有效提升鉴别器的鉴别精度和训练稳定性。构建多尺度输入，对输入图像从中裁剪出 3 个不同尺度的区域，并统一使用 Resize 操作将其调整为相同尺寸。这样不仅保证了输入格式的统一，也为共享卷积编码器的处理提供了结构兼容性。上述三尺度的图像共同输入到共享权重的卷积编码器中。该编码器由三层卷积块组成，如图 1(c) 所示，每个卷积块包含零填充（Padding）、卷积（Conv）、批归一化（BatchNorm）和 LeakyReLU 激活函数。通过参数共享机制，模型在减少训练参数的同时提升了尺度间特征的一致性。

图 1(b) 展示了全局、中间和局部尺度鉴别头。全局尺度鉴别器关注图像的全局一致性和结构完整性，通过连续的卷积操作，逐步下采样输入图像，从而提取出深层次的语义信息，有效捕捉图像整体结构的一致性，这对于检测图像大

范围运动模糊现象尤为关键。局部尺度鉴别器采用由五层卷积层组成的相对较浅的网络架构，使用较小的图像块来评估图像的局部细节，主要处理水下图像中受水流和相机抖动影响的局部区域，如边缘、纹理和小物体的真实度。

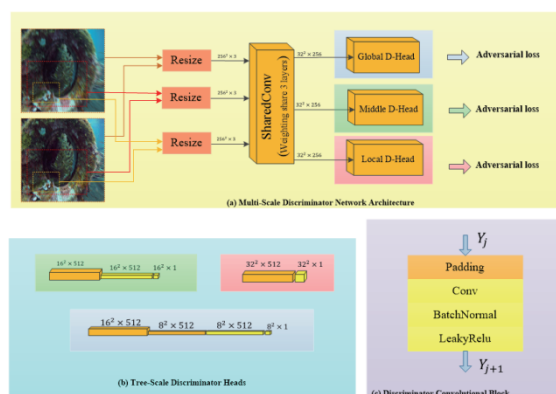


图 1 改进鉴别器网络结构模型

中间尺度鉴别器在多尺度鉴别器中作为连接全局尺度与局部尺度的桥梁，在网络结构设计上，通过 4 次下采样操作逐步降低图像的分辨率，在空间维度上逐步聚焦于更细粒度的特征。随后利用两层卷积层进一步提取和加工这些特征，并通过引入全连接层来生成最终的输出结果。这种通道数的平衡设置，使中间尺度鉴别器能够在细节提取和计算效率之间找到一个合理的取舍点，既不过分增加计算负担，又能保证对图像过渡区域进行有效去运动模糊。

### 1.2 损失函数：引入色彩一致性损失

为克服上述问题，本文在生成器的损失函数中还引入色彩一致性损失，该损失函数的目的是确保生成的图像在色彩上与输入图像保持一致，从而避免颜色失真问题。

色彩一致性损失：对于给定的归一化真实图像  $I_{gt} \in \mathbb{R}^{h \times w \times c}$  和网络预测图像  $I_{pred} \in \mathbb{R}^{h \times w \times c}$ ，为了帮助网络学习  $I_{gt}$  和  $I_{pred}$  之间的颜色差异，同时保持色度的一致性，本文基于文献 [10] 中提出的色度相似性项设计了  $L_{chroma}$ 。首先，使用矩阵变换将  $I_{gt}$  和  $I_{pred}$  从 RGB 空间转换到 YIQ 空间：

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

图像  $I_{gt}(I_{pred})$  的  $I$  和  $Q$  色度通道分别用  $I_{gt}^I(I_{pred}^I)$  和  $I_{gt}^Q(I_{pred}^Q)$  表示。通道  $I$  和  $Q$  的色度一致性值  $S_{chroma}^I$  和  $S_{chroma}^Q$  为：

$$S_{chroma}^I = \frac{\sigma(I_{gt}^I, I_{pred}^I) + c_1}{\sigma^2(I_{gt}^I) + \sigma^2(I_{pred}^I) + c_1} \quad (2)$$

$$S_{chroma}^Q = \frac{\sigma(I_{gt}^Q, I_{pred}^Q) + c_2}{\sigma^2(I_{gt}^Q) + \sigma^2(I_{pred}^Q) + c_2} \quad (3)$$

式中： $S_{chroma}^I, S_{chroma}^Q \in (0, 1]$ ，越接近 1 的值表明两幅图像之间

的色度一致性越高;  $\sigma^2(\cdot)$  表示方差计算;  $\sigma(\cdot, \cdot)$  表示协方差计算;  $c_1$  和  $c_2$  表示归一化常数, 用于协调色度一致性, 本文设置为 0.001。  $L_{\text{chroma}}$  定义为:

$$L_{\text{chroma}} = 1 - S'_{\text{chroma}} \cdot S^Q_{\text{chroma}} \quad (4)$$

本文结合这些先验知识, 使用混合损失来训练 TC-DGAN:

$$L_G = \lambda_p \times L_p + \lambda_{\text{con}} \times L_{\text{con}} + \lambda_{\text{adv}} \times L_{\text{adv}} + \lambda_{\text{chroma}} \times L_{\text{chroma}} \quad (5)$$

式中:  $L_{\text{adv}}$  包含全局、中间和局部鉴别器损失, 同时本文选择均方误差 (MSE) 损失作为  $L_p$ 。经实验分析, 当  $\lambda_p=0.5$ ,  $\lambda_{\text{con}}=0.006$ ,  $\lambda_{\text{adv}}=0.01$ ,  $\lambda_{\text{chroma}}=0.05$  时, 鉴别器训练效果最佳。

## 2 实验与分析

### 2.1 数据集选择与评价指标

本文采用公开的图像去模糊数据集 UMADD<sup>[9]</sup>。采用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 两种图像质量评价指标。

### 2.2 实验环境

本文使用 Python3.9 来进行编译, 使用 PyTorch 作为深度学习框架, 操作系统采用 Ubuntu20.04, 在 NVIDIA RTX4050 上进行, 使用 Adam 优化器对网络参数进行优化, 初始学习率设置为 0.000 1, 训练时 batchsize 设置为 4, 共训练 100 个 epoch。

### 2.3 在 UMADD 数据集上的性能比较

直接利用 GAN 网络模型进行水下图像去模糊会造成图像颜色失真, 所以本实验首先验证添加色彩一致性损失函数的有效性, 在保证图像颜色不失真的情况下再对改进的网络模型进行性能评估。

利用基础模型 DeblurGAN-v2 和 AT-DGAN 对水下图像进行去模糊, 存在颜色失真的现象, 本实验首先展示了各模型通过添加色彩一致性函数去模糊效果对比, 如表 1 所示。

表 1 引入色彩一致性损失在 UMADD 上各模型峰值信噪比和结构相似性对比

| 模型             | PSNR/dB  | SSIM/%  |
|----------------|----------|---------|
| DeblurGAN-v2   | 28.091 5 | 0.722 2 |
| DeblurGAN-v2-C | 28.480 0 | 0.727 1 |
| AT-DGAN        | 29.450 0 | 0.760 6 |
| AT-DGAN-C      | 30.041 7 | 0.772 0 |

表 1 中, 引入色彩一致性损失后, 各模型的峰值信噪比和结构相似性均呈现上升趋势。DeblurGAN-v2-C 相较于 DeblurGAN-v2 峰值信噪比和结构相似性分别提高了 0.38 dB 和 0.67%, AT-DGAN-C 相较于 AT-DGAN 峰值信噪比和结构

相似性分别提高了 0.59 dB 和 1.49%。

图 2 通过对比输入模型前后数据集的彩色直方图, 经过改进后的 AT-DGAN-C 模型推理得到的去模糊图像的颜色分布与原图像基本保持一致, 表明色彩一致性损失函数的构建使得原模型在处理水下图像出现颜色失真的情况得到有效控制。

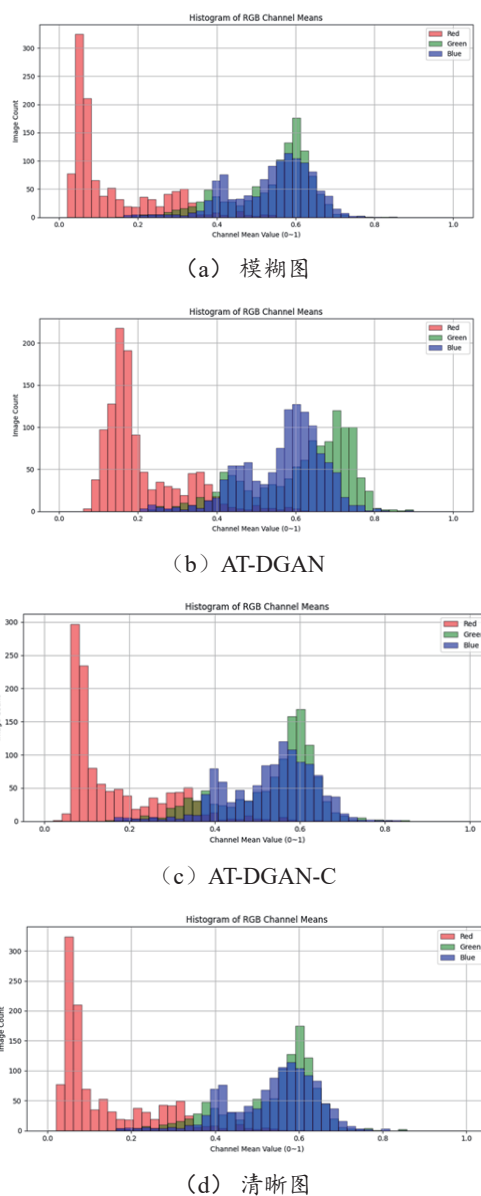


图 2 输入各模型彩色直方图对比

对于水下模糊图像的去模糊效果, 本实验在数据集上对比各个模型的峰值信噪比和结构相似性, 如表 2 所示。

表 2 在 UMADD 数据集上峰值信噪比和结构相似性对比

| 模型             | PSNR/dB  | SSIM/%  |
|----------------|----------|---------|
| DeblurGAN-v2-C | 28.480 0 | 0.727 1 |
| AT-DGAN-C      | 30.041 7 | 0.772 0 |
| TC-DGAN        | 30.791 1 | 0.782 4 |



根据表 2 通过对比各个模型间的峰值信噪比和结构相似性,进一步验证本文改进算法的有效性。其中 TC-DGAN 分别比 DeblurGAN-v2-C、AT-DGAN-C 的峰值信噪比提高了 2.3 dB 和 0.74 dB,结构相似性提高了 7.6% 和 1.3%。根据表 2 的数据分析,引入三尺度鉴别器显著提升了去模糊效果,这一点通过峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)的提高得到了验证。

图 3 通过对比不同模型之间的去模糊质量,第 1 列为输入模糊图像,第 2~4 列分别展示各个模型输出的去模糊图像,第 5 列为真实图像,各个模型的输出图像分别作对比。TC-DGAN 相较于 DeblurGAN-v2-C 和 AT-DGAN-C 在图像边缘和细节上的恢复效果更好。

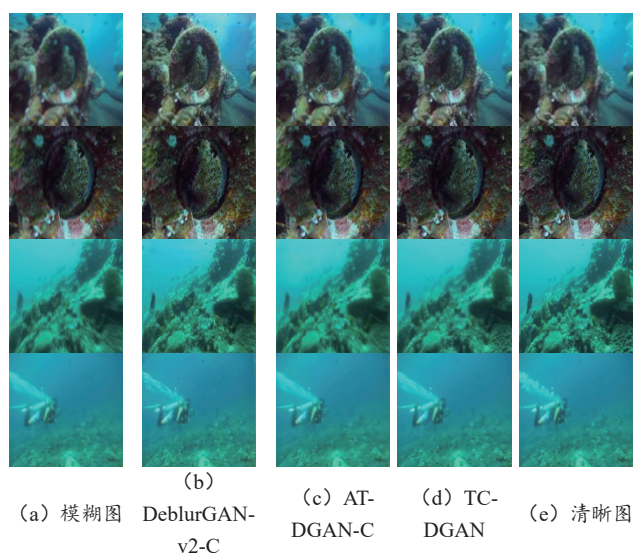


图 3 UMADD 数据集去模糊对比

### 3 总结与展望

本文针对水下图像去运动模糊过程中存在的模糊细节恢复不足、颜色失真等问题,提出了一种基于三尺度鉴别器与色彩一致性约束的水下去运动模糊模型 TC-DGAN。该模型在原有全局与局部尺度基础上,新增了中间尺度,使得三尺度鉴别器能更全面地捕捉不同层次的模糊特征,从而实现了图像整体与局部细节的和谐恢复,大幅度提高了图像边缘及物体轮廓边界的清晰度。在颜色恢复层面,本文引入了色彩一致性约束损失项,该损失项在网络训练过程中显式地对色彩一致性进行约束,有效避免了去模糊后图像的颜色失真问题,同时确保了前后图像色彩的一致性。本实验在 UMADD 数据集上进行性能评估,TC-DGAN 模型相较于 AT-DGAN,有效抑制图像颜色失真的同时在图像恢复性能上有所提升,其峰值信噪比和结构相似性分别提升了 0.74 dB 和 1.3%。获得水下去除模糊图像,为海洋探索提供了数据支撑,为后续的目标定位、导航和三维重建等任务奠定了基础。

### 参考文献:

- [1] XIE J, HOU G J, WANG G D, et al. A variational framework for underwater image dehazing and deblurring[J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology, 2022, 32(6):3514-3526.
- [2] PENG Y-T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption[J]. IEEE transactions on image processing, 2017, 26(4):1579-1594.
- [3] GONZÁLEZ-SABBAGH S P, ROBLES-KELLY A. A survey on underwater computer vision[J]. ACM computing surveys, 2023, 55(13): 1-39.
- [4] HILDEBRANDT M, GAUDIG C, CHRISTENSEN L, et al. A validation process for underwater localization algorithms[J]. International journal of advanced robotic systems, 2014, 11(9):138.
- [5] SUN J, CAO W F, XU Z B, et al. Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur removal[J]. Computer vision and pattern recognition, 2015: 769-777.
- [6] CARBAJAL G, VITORIA P, LEZAMA J, et al. Blind motion deblurring with pixel-wise kernel estimation via kernel prediction networks[J]. IEEE transactions on computational imaging, 2023, 9:928 - 943.
- [7] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J R, et al. DeblurGAN-v2: deblurring (orders-of-magnitude) faster and better[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway:IEEE, 2019:8877-8886.
- [8] YU T T, LÜ Q, HUANG Z, et al. Image deblurring algorithm incorporating self-attention mechanism[J]. International journal of pattern recognition & artificial intelligence, 2025, 39(2): 2554001.
- [9] LI T Y, RONG S H, CHEN L, et al. Underwater motion deblurring based on cascaded attention mechanism[J]. IEEE journal of oceanic engineering, 2024, 49(1): 262-278.
- [10] WU C Q, YU S, LUO T Y, et al. Underwater image enhancement via dehazing and color restoration[EB/OL]. (2025-05-04)[2025-12-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.09779>.

### 【作者简介】

石沈青(2000—),女,安徽安庆人,硕士研究生,研究方向:机器视觉, email:1426698115@qq.com。

(收稿日期:2025-12-18 修回日期:2026-02-09)