

# 基于神经网络和偏振成像的多浑浊度水下图像恢复

桂心远, 张然, 成昊远, 田连标, 褚金奎\*

大连理工大学机械工程学院辽宁省微/纳米技术与系统重点实验室, 辽宁 大连 116024

**摘要** 水下成像是海洋探索最常用的方法之一, 越来越多的研究表明偏振是某些水下生物在低光照下拥有视觉的关键。提出了一种基于深度学习和偏振成像的多浑浊度水下图像恢复方法。通过拍摄清水和不同浑浊度的水下偏振图像获得多浑浊度水下偏振数据集。提出小尺寸神经网络, 让网络更好地学习到不同浑浊度水下偏振信息到清晰水下图像的映射关系, 并针对不同场景需求提出不同步长的滑动窗口叠加方法。结果表明, 所提出的偏振方法能有效恢复水下图像, 在不同浑浊度下恢复的峰值信噪比相比原图平均提高 47.39%。该方法将深度学习与偏振成像技术相结合, 能够在多浑浊度环境下恢复水下图像, 克服了利用普通图像得到的水下图像恢复效果差的问题。

**关键词** 图像处理; 水下图像恢复; 神经网络; 偏振成像; 计算机视觉

中图分类号 TP391; TN29

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0410001

## Multi-Turbidity Underwater Image Restoration Based on Neural Network and Polarization Imaging

Gui Xinyuan, Zhang Ran, Cheng Haoyuan, Tian Lianbiao, Chu Jinkui\*

Key Laboratory for Micro/Nano Technology and System of Liaoning Province, School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China

**Abstract** Underwater imaging is one of the most commonly used methods for ocean exploration, and a growing number of studies have shown that polarization is the key to the underwater creatures having vision in low illumination. In this paper, a multi-turbidity underwater image recovery method based on deep learning and polarization imaging is proposed. Multiple turbidity underwater polarization data sets are obtained by capturing images of clean water and underwater polarization images with different turbidity. A small size neural network is proposed to better learn the mapping relation between underwater polarization information under different turbidity and clear underwater images. A sliding window superposition method with different steps is proposed for different circumstances. The results show that the polarization method proposed in this paper can effectively recover the underwater image, and the peak signal to noise ratio recovered under different turbidity is 47.39% higher than that of the original image on average. The proposed method combining deep learning and polarization imaging technology can restore underwater images in multi-turbidity environment and overcome the problem of poor restoration effect of ordinary underwater images.

**Key words** image processing; underwater image recovery; neural networks; polarization imaging; computer vision

收稿日期: 2020-12-21; 修回日期: 2021-02-02; 录用日期: 2021-03-15

基金项目: 国家自然科学基金(51675076, 51505062)、国家自然科学基金创新研究群体项目(51621064)、中央高校基本科研业务费资助(DUT19LAB11)

通信作者: \*chujk@lut.edu.cn

# 1 引言

海洋资源探索近年来越来越热门,而水下成像是海洋探索最常用的方法之一。在复杂的水下环境中,前向散射、后向散射和光强指数衰减等会导致水下图像模糊、对比度低并且可视距离短。对于自然界的生物,偏振视觉的使用很常见。在几乎全黑的水下环境中,鱿鱼和螳螂虾都能在水下极暗的环境中使用偏振视觉来捕猎和藏匿<sup>[1-2]</sup>。偏振光具有“弱光强化、强光弱化”的特点,这也正是众多弱光环境下生物依赖偏振视觉的原因<sup>[3-4]</sup>,即偏振光作为信息载体,其偏振度及偏振角等信息较光强信息具有更好的强健性,传输距离远,特别适用于在低光照环境中进行传递<sup>[5]</sup>。已有大量的研究证明在复杂环境如大雾和水下使用偏振成像的优异性<sup>[6-10]</sup>,偏振成像获得的图像更加清晰并且可视距离更长,在极端情况下甚至能恢复出从光强图中几乎看不到的细节。

神经网络是研究图像问题的热门方法。Dense-net<sup>[11]</sup>在图像分类中的应用以及U-net<sup>[12]</sup>在分割中的应用都取得了较好的效果。使用神经网络恢复水下图像的方法大多使用彩色水下图像作为输入,输出为恢复的水下图像,这些方法对水下图像的白平衡恢复效果明显,但无法解决散射导致的可视距离短的问题<sup>[13-14]</sup>。这些方法的输入仅为光强图像,无偏振信息,难以恢复物体细节。

本文将神经网络方法与偏振成像相结合,提出了一种水下图像恢复方法。针对偏振成像带来的额外偏振信息,通过训练神经网络得到水下偏振信息到清晰图像的映射。关于神经网络部分,本文提出的小尺寸神经网络在训练中专注于拟合上述基于偏振信息得到的浑浊图像到清晰图像的映射。受卷积思想的启发,针对图像的恢复过程,提出滑动窗口叠加方法以提高水下图像的恢复质量。后续实验中对比了本文方法和其他方法,验证了算法的有效性和性能。

## 2 数据集获取

### 2.1 穆勒矩阵成像

本文使用属于偏振成像方法的分焦面成像法,使用的偏振相机为PHX050S-P,其一次成像可以获得4张不同偏振角度的强度图像,其偏振角度分别为0°、45°、90°和135°。光波偏振属性的数学表达一

般采用Stokes矢量。在Stokes矢量表示方法中,光波的偏振属性可以用4个实数来描述,即

$$\mathbf{S} = (I \ Q \ U \ V)^T, \quad (1)$$

式中: $I$ 是投影在成像传感器上的光强; $Q$ 是0°和90°方向偏振分量的光强差; $U$ 是45°和135°方向偏振分量的光强差; $V$ 是左旋和右旋圆偏振分量的光强差。一般情况下,分量 $V$ 可以忽略。基于Stokes矢量的偏振状态变换可以表示为

$$\mathbf{S}' = \mathbf{M}\mathbf{S}, \quad (2)$$

$$\begin{pmatrix} I' \\ Q' \\ U' \\ V' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \\ M_{41} & M_{42} & M_{43} & M_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix}, \quad (3)$$

式中: $\mathbf{S}'$ 表示经过偏振器之后的光波Stokes矢量, $\mathbf{S}' = (I' \ Q' \ U' \ V')^T$ ; $\mathbf{M}$ 表示偏振器的穆勒矩阵, $\mathbf{M} =$

$$\begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \\ M_{41} & M_{42} & M_{43} & M_{44} \end{pmatrix}。若已知输入、输出的光波$$

Stokes矢量,就能计算出对应的穆勒矩阵<sup>[15]</sup>。图1为含16个元素的穆勒矩阵图像。

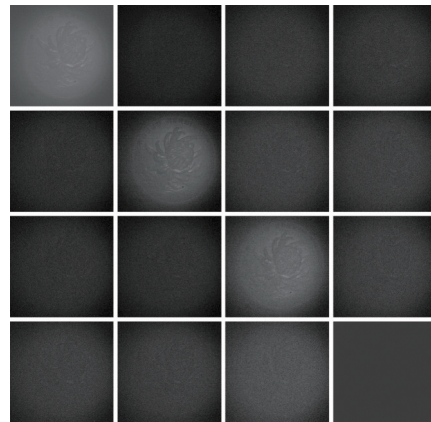


图1 穆勒矩阵图像

Fig. 1 Mueller matrix image

### 2.2 数据集拍摄方法

像素级对应的真实水下图像数据集难以获得,故目前常见的水下数据集都是通过仿真得到,即基于经典水下散射模型,人工选取相关参数将清晰图像仿真成为退化的水下浑浊图像。此方法操作简单,但获得的数据集质量不高,与真实情况存在一定差距。因为经典的水下散射模型是对真实散射情况的简化,采用简化的模型来模拟复杂的水下散射环境必然存在较大误差,进而影响数据集的

实用性。为解决仿真方法的局限性,本文提出以下方法来获得像素级对应的真实水下图像数据集。

图 2 为偏振数据集拍摄实验,具体步骤如下:

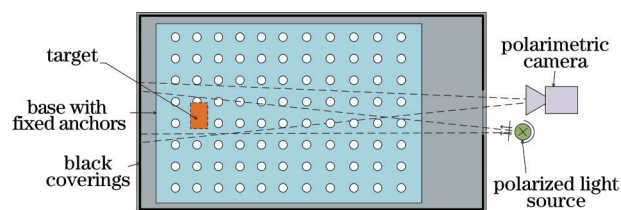


图 2 偏振数据集拍摄实验示意图

Fig. 2 Experimental schematic of polarizing dataset shooting

1) 在水槽底部固定一个底座,底座上的固定点用于固定要拍摄的物体,同时调整偏振相机位置并将其固定;

2) 将要拍摄的物体按一定顺序排列好,将水槽装满清水,按顺序依次在底座上固定物体并拍摄;

3) 往水槽内注入 1 mL 牛奶,持续搅拌使水均匀浑浊,按之前的顺序依次固定物体并调整 1/4 波片拍摄,以便计算出穆勒矩阵图像;

4) 继续加入牛奶,重复步骤 3),直到加入 4 mL 牛奶(下文以加入的牛奶量表示浑浊度)。

最终获得的部分清晰水下光强图像和对应的浑浊水下光强图像如图 3 所示。

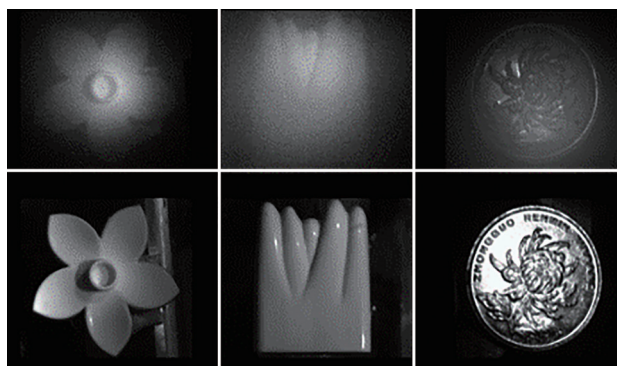


图 3 拍摄的浑水光强图和对应的清水光强图

Fig. 3 Intensity images took under turbid and clean water

### 3 水下图像恢复方法

#### 3.1 小尺寸神经网络结构

传统神经网络一般采用较大尺寸的图像作为网络输入(如 VGG 的输入图像大小为  $224 \times 224 \times 3$ ),其目的是尽可能提升输入的信息量。但大尺寸图像的输入会迅速加大网络的运算量,提高了网络训练时的收敛速度;对于图像恢复任务来说,若输入、输出达不到严格的像素对应关系(如对应

的恢复图像存在移位、扭曲等),训练后的网络可能会学习到不必要的空间变换关系,进而减弱了图像恢复能力。考虑到本文拍摄装置的误差,本文数据集中浑水图与对应的清水图中的物体位置可能存在微小的移位误差;同时为了让网络学习到穆勒矩阵的变化而非进行图像的特征提取,本文提出小尺寸神经网络。网络输入尺寸为  $8 \times 8$ 、图像通道数为 16 的图像,输出尺寸为  $8 \times 8$ 、通道数为 1 的光强图像。

网络的具体结构如图 4 所示,网络以 U-net 为基础,使用表达能力更强的 Dense-net 代替卷积块结构。其中卷积块由两层卷积层组成,第一层卷积层是瓶颈层,由  $1 \times 1$  的卷积层组成,用于减少网络参数量;下采样块由通道数减少一半的卷积层和  $2 \times 2$  的平均值池化层组成;上采样块由上采样层和卷积层组成;dense 块由采用密连接的 4 层卷积层组成;dense-u-net 即网络结构。

#### 3.2 损失函数

感知损失在图像恢复领域中效果非常好,它计算的是图像的高级特征之差,但对于本文中小尺寸情况则不适用,因为  $8 \times 8$  的尺寸无法形成高级特征。同时考虑到 MSE (Mean Squared Error) 中每个像素所占权重相同,而图像中物体像素比背景像素更亮,MSE 难以有效恢复更亮的物体像素,本文基于 MSE 损失提出改进的 WMSE 损失:

$$L_{\text{WMSE}}(T, P) = \frac{1}{MN} \sum \sum (T_{i,j} + 1)(T_{i,j} - P_{i,j})^2, \quad (4)$$

式中:  $T$  和  $P$  分别代表真值和网络预测图像;  $M$  和  $N$  分别代表图像的长和宽;  $T_{i,j} + 1$  为新增的权重项,与真值图像亮度有关。图像中有物体的地方比较明亮而背景处较暗,利用  $T_{i,j} + 1$  可以提高物体区域的损失权重,使得网络更加注重有物体区域的恢复效果。

#### 3.3 基于滑动窗口叠加的恢复方法

本文提出的网络输出为  $8 \times 8$  的图像,在实际大尺寸图像恢复中,可以将原穆勒矩阵图切分成若干个  $8 \times 8$  的块并使用神经网络进行处理,再将结果依次拼合起来。实际中,该方法在浑浊度较低时效果很好,但在浑浊度较高时该方法对  $8 \times 8$  的块的恢复效果较差,此时  $8 \times 8$  块间不平滑。受卷积原理的启发,本文提出滑动窗口叠加方法以恢复最终图像。

如图 5 所示,将神经网络看成输出为  $8 \times 8$  的一个大卷积块,则上述恢复效果较差的方法的卷积的步长可看作 8 pixel,改进方法的卷积步长可看作 1 pixel。步长为 8 时,恢复图像的每个像素仅由其

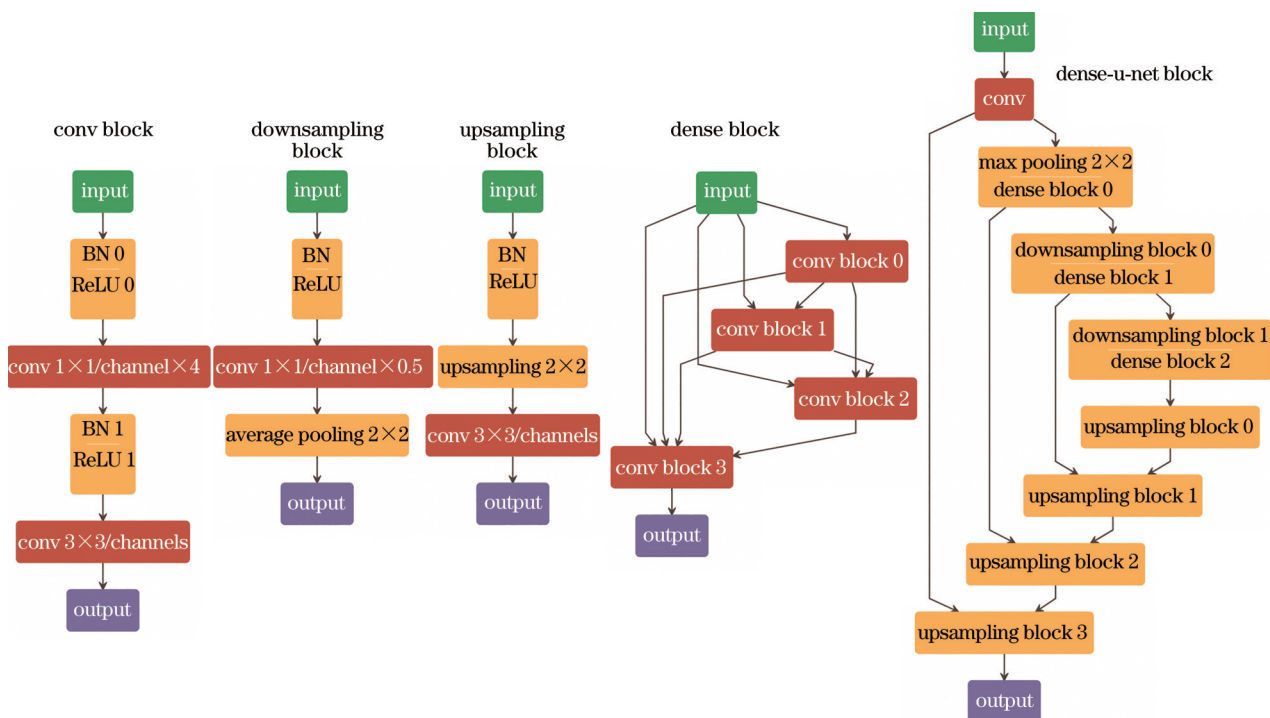


图 4 神经网络结构

Fig. 4 Neural network structure

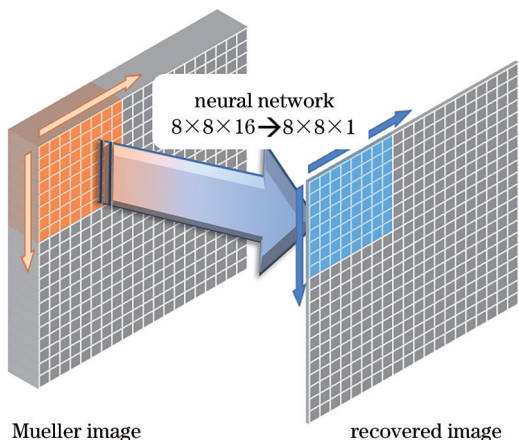


图 5 滑动窗口叠加恢复方法

Fig. 5 Sliding-window overlay recovery method

所处  $8 \times 8$  的块对应的一个穆勒矩阵图像块所决定, 而步长为 1 时, 恢复图像的每个像素由其对应穆勒矩阵图像附近的 4 个图像块所决定, 这样就大大提升了恢复的准确性。本文采用复制边界元素扩展尺寸的方法处理该问题。最终恢复图像的计算式为

$$f(x, y) = \frac{1}{64} \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 \phi[\text{Mueller}(x, y)_{i,j}]_{9-i, 9-j}, \quad (5)$$

式中:  $f(x, y)$  表示最终输出图像在  $(x, y)$  处的像素值;  $\phi$  表示神经网络的输出;  $\text{Mueller}(x, y)$  表示输出

图像中  $(x, y)$  对应的  $8 \times 8$  穆勒矩阵图像块, 其下标表示取相应位置的像素值操作。在浑浊度为 3 mL 的情况下, 两种方法恢复的图像对比如图 6 所示。受上述步长思想的启发, 下文详细对比了滑动叠加步长分别为 8, 4, 2, 1 的恢复效果。

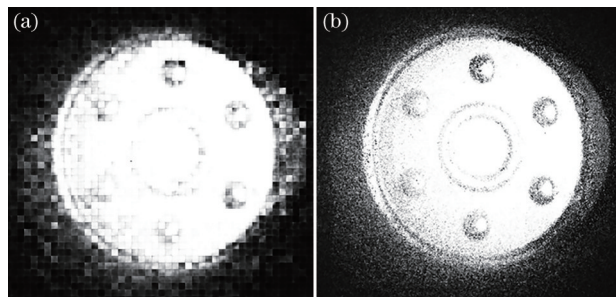


图 6 恢复效果对比。(a)步长为 8;(b)步长为 1

Fig. 6 Comparison of recovery effects. (a) Step of 8; (b) step of 1

## 4 结果与讨论

### 4.1 滑动窗口叠加恢复效果

为定量对比恢复效果, 使用峰值信噪比 (PSNR) 作为图像质量评价方法, 参考图像为在清水中拍摄的图像。表 1 对比了不同浑浊度下浑浊原图和恢复步长分别为 8, 4, 2, 1 时的恢复效果。

从表 1 中可以看到, 使用神经网络恢复的水下

表 1 恢复结果 PSNR 对比

Table 1 PSNR comparison of recovered images

Image	1 mL milk	2 mL milk	3 mL milk	4 mL milk
Turbid image	10.64	10.10	9.69	8.97
Recovered images with step of 8	14.75	13.70	12.96	11.70
Recovered images with step of 4	15.21	13.98	13.55	12.60
Recovered images with step of 2	15.64	14.11	13.89	13.06
Recovered images with step of 81	15.90	14.32	14.16	13.42

图像相比浑浊的原图在不同浑浊度下都有较大提升,这证明本文的恢复方法有效。同时对比不同步长的恢复效果可以看出:在不同浑浊度下,减小滑动步长可以有效提升最终的恢复效果;浑浊度较低时,不同步长恢复的图像差异较小,更小的步长带

来的图像恢复效果提升有限,相比之下浑浊度较高时,更小的步长带来的图像恢复效果提升更为明显。本文提出的小尺寸神经网络模型的参数量少,其与不同步长的滑动窗口叠加的恢复方法结合后,对输入图像尺寸无限制,应用场景多样,使用灵活。本文方法在浑浊度较低的情况下可以使用较大的步长来加快图像恢复,在浑浊度较高的情况下可以使用较小的步长来恢复图像,牺牲性能来换取更好的图像恢复效果。

#### 4.2 图像恢复效果对比

为定量对比本文方法的优越性,采用 SSIM (structural similarity)<sup>[16]</sup> 和 EME (enhancement measure evaluation) 两种评价方法。SSIM 为全参考图像评价领域的经典评价指标,参考图像为清水中拍摄的物体。EME 是无参考图像质量评价的经典评价指标。将滑动步长为 1 的图像恢复效果与另外 3 种方法进行对比(图 7),以说明本文方法的有效性。

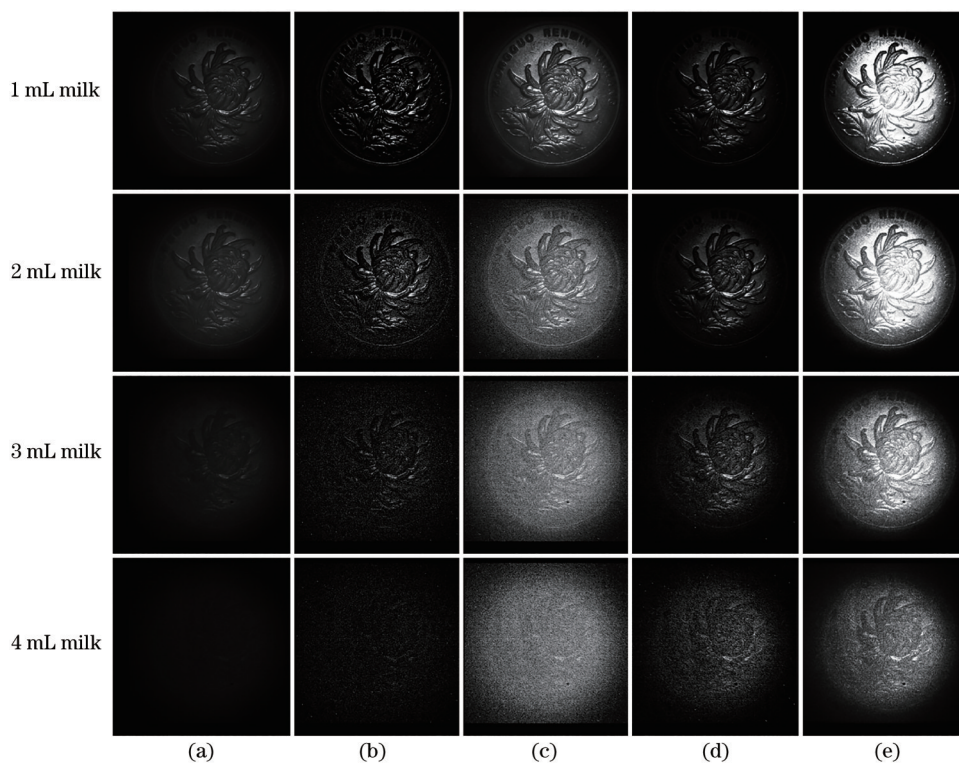


图 7 不同方法的图像恢复效果对比。(a) 浑浊水下光强原图; (b) 多波段融合方法<sup>[17]</sup>; (c) 神经网络方法<sup>[18]</sup>; (d) 小波去雾方法<sup>[19]</sup>; (e) 本文方法

Fig. 7 Comparison of image recovery effects between different methods. (a) Original intensity image under turbid water; (b) multi-band fusion method<sup>[17]</sup>; (c) neural network method<sup>[18]</sup>; (d) wavelet defogging method<sup>[19]</sup>; (e) method proposed in this paper

表 2 对比了本文方法和其他方法的 SSIM 指标。在以清水拍摄的图像作为指标时,本文方法在所有浑浊度情况下都领先其他方法。考虑到清水

情况下拍摄的图像是本文神经网络的训练目标,只采用 SSIM 指标可能缺少说服力,本文使用无参考图像质量评价的经典评价指标 EME 进一步对比本

文方法, 所得结果见表 3。从表 3 中可以看出: 浑浊度较低时, 本文方法优势不明显, 并且在 1 mL 浑浊度时不如文献[18]中方法; 随着浑浊度的增加, 本文方法的恢复效果最好, 并且优势加大。这证明了本文方法的有效性和优势, 同时也可以得出结论: 在浑浊水下, 使用偏振信息可以更有效地恢复浑浊图像。

表 2 不同方法恢复图像的 SSIM 对比

Table 2 SSIM of images restored by different methods

Method	1 mL	2 mL	3 mL	4 mL
	milk	milk	milk	milk
Method in Ref. [17]	0.27	0.29	0.16	0.03
Method in Ref. [18]	0.39	0.41	0.37	0.27
Method in Ref. [19]	0.22	0.18	0.18	0.15
Ours	<b>0.55</b>	<b>0.49</b>	<b>0.44</b>	<b>0.41</b>

表 3 不同方法恢复图像的 EME 对比

Table 3 EME of images restored by different methods

Method	1 mL	2 mL	3 mL	4 mL
	milk	milk	milk	milk
Method in Ref. [17]	0.60	0.44	0.38	0.35
Method in Ref. [18]	<b>2.34</b>	1.67	1.34	1.25
Method in Ref. [19]	1.57	1.34	1.20	1.05
Ours	1.94	<b>1.87</b>	<b>1.73</b>	<b>1.72</b>

## 5 结 论

提出了一种受生物启发的方法, 该方法利用可以完整描述偏振状态变化的穆勒矩阵信息结合神经网络来恢复浑浊水下图像。该方法基于偏振成像技术和神经网络, 其中偏振成像技术获得的额外信息为图像恢复提供了基础, 而神经网络的强大拟合能力为该方法提供了可行性。提出的小尺寸神经网络结合滑动窗口叠加的方法可以有效恢复不同浑浊度情况下的水下图像, 并且恢复时滑动步长可调, 使用情形灵活, 在不同浑浊度的情况下可以选择大步长以加快运算, 或选择小步长以保证最优的恢复效果。实验结果证明了该方法的有效性, 与其他方法的定量对比证明了该方法的优越性。水浑浊度越高, 本文方法的优势越明显。未来的工作将集中于改进模型, 进行剪枝和量化以提高该方法的泛化性能。

## 参 考 文 献

- [1] Cartron L, Josef N, Lerner A, et al. Polarization vision can improve object detection in turbid waters by cuttlefish[J]. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 2013, 447: 80-85.
- [2] Goddard S M, Forward R B. The role of the underwater polarized light pattern, in sun compass navigation of the grass shrimp, *Palaemonetes vulgaris* [J]. *Journal of Comparative Physiology A*, 1991, 169 (4): 479-491.
- [3] Chu J K, Zhao K C. Study of angle measurement optoelectronic model on emulating polarization-sensitive compound eye of insect[J]. *Micronanoelectronic Technology*, 2005, 42(12): 541-545.
- [4] Schechner Y Y, Karpel N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2005, 30(3): 570-587.
- [5] Cheng H Y, Chu J K, Zhang R, et al. Underwater polarization patterns considering single Rayleigh scattering of water molecules[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(13): 4947-4962.
- [6] Chu J K, Tian L B, Cheng H Y, et al. Simulation of polarization distribution model under wavy water surfaces dominated by skylight[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(20): 2001002.
- [7] 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.
- [8] Li J M, Hou G J, Pan Z K, et al. Underwater image restoration based on a Laplace operator prior term[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161026.
- [9] Wang J J, Liang L, Li S, et al. Correction and implementation of polarization-difference imaging model for underwater target[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1111003.
- [10] Cheng H Y, Chu J K, Zhang R, et al. Real-time position and attitude estimation for homing and

- docking of an autonomous underwater vehicle based on bionic polarized optical guidance[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2020, 19(5): 1042-1050.
- [11] 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.
- [12] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. *Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [13] Lu J Y, Li N, Zhang S Y, et al. Multi-scale adversarial network for underwater image restoration [J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 110: 105-113.
- [14] Lu H M, Li Y J, Uemura T, et al. Low illumination underwater light field images reconstruction using deep convolutional neural networks[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 82: 142-148.
- [15] Ghosh N, Wood M F G, Vitkin I A. Mueller matrix decomposition for extraction of individual polarization parameters from complex turbid media exhibiting multiple scattering, optical activity, and linear birefringence [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2008, 13(4): 044036.
- [16] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [17] Cho Y, Jeong J, Kim A. Model-assisted multiband fusion for single image enhancement and applications to robot vision[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 2822-2829.
- [18] Pan P W, Yuan F, Cheng E. Underwater image de-scattering and enhancing using dehazenet and HWD [J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2018, 26(4): 531-540.
- [19] Liu X, Zhang H, Cheung Y M, et al. Efficient single image dehazing and denoising: an efficient multi-scale correlated wavelet approach[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 162: 23-33.