

# 基于改进多尺度 retinex 的水下图像增强研究

金维维<sup>1,2</sup> 华臻<sup>1</sup> 冯巍巍<sup>2,3\*</sup> 王伟亭<sup>1,2</sup> 李振忠<sup>2</sup> 刘辉<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(山东工商学院信息与电子工程学院 山东 烟台 264003)

<sup>2</sup>(中国科学院海岸带环境过程与生态修复重点实验室(烟台海岸带研究所) 山东 烟台 264003)

<sup>3</sup>(中国科学院大学 北京 100049)

**摘要** 为了实现海洋牧场典型物种(海参)的自动识别,利用多尺度 retinex 算法对其进行处理。在此算法的基础上,针对水下图像的成像特点,提出改进型多尺度 retinex 的计算方法。对亮度分量做多尺度增强处理,求出原图各彩色通道与亮度分量的比值;根据比值重新确定各彩色通道的灰度值;为了改善对比度,对每个通道进行分段线性拉伸;经过对比度受限的自适应直方图均衡化。利用建立的新算法对水下图像进行处理。结果表明,该算法能更有效地去除蓝绿色偏,提高图像的对比度,可以为水下海参自动捕捞设备的研制提供新的计算方法。

**关键词** 散射 水下图像增强 多尺度 retinex 算法 亮度分量

中图分类号 TP751 TN911.73 文献标志码 A DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2021.09.037

## RESEARCH ON UNDERWATER IMAGE ENHANCEMENT BASED ON IMPROVED MULTI-SCALE RETINEX

Jin Weiwei<sup>1,2</sup> Hua Zhen<sup>1</sup> Feng Weiwei<sup>2,3\*</sup> Wang Weiting<sup>1,2</sup> Li Zhenzhong<sup>2</sup> Liu Hui<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Information and Electronic Engineering, Shandong Technology and Business University, Yantai 264003, Shandong, China)

<sup>2</sup>(CAS Key Laboratory of Coastal Environmental Processes and Ecological Remediation/Yantai Institute of Coastal Zone Research, Chinese Academy of Sciences, Yantai 264003, Shandong, China)

<sup>3</sup>(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract** In order to realize the automatic identification of typical species of marine ranching (sea cucumber), the multi-scale retinex algorithm is used to process this problem. Based on this algorithm, an improved multi-scale retinex calculation method is proposed for the imaging characteristics of underwater images. The luminance component was enhanced by multi-scale processing, and the ratio of each color channel of the luminance component of the original image was calculated. The gray value of each color channel was recalculated according to the ratio. In order to improve the contrast, divided linear strength was performed for each channel. The image was subjected to contrast-limited adaptive histogram equalization. Underwater images were processed with new algorithms. The results show that this algorithm can remove the blue-green bias more effectively and improve the contrast of the image, which can provide a new calculation method for the development of underwater sea cucumber automatic fishing equipment.

**Keywords** Scattering Underwater image enhancement Multi-scale retinex algorithm Luminance components

## 0 引言

众所周知,地球的三分之二是海洋面积。随着经济和人口的发展,陆地资源越来越供不应求。因此世

界上众多国家开始把目标聚集在海洋资源开发,如海洋探测、勘察海下地貌、开发天然气和石油、捕捞海珍品等。这些都需要清楚地了解水下的情况,因此水下成像就成为必要的手段。发展水下成像无论是对军事领域、科学领域,还是生活领域都有重要的影响。但是

由于光线在水中传播时,有些光线在水中发生衰减,有些光线由于水中粒子的作用发生散射,这就使图像出现对比度降低、细节模糊、色偏等问题<sup>[1]</sup>。目前水下成像分为两种方法,一种是硬件方法,一种是软件方法。偏振成像<sup>[2]</sup>是硬件中效果较好的一种方法,在景物对比度和色彩修正上可获得重大改善。基于软件的算法有很多,暗通道先验算法<sup>[3-4]</sup>、直方图均衡化<sup>[5-6]</sup>、Gray-World<sup>[7]</sup>算法、单尺度 retinex 算法(SSR)<sup>[8]</sup>等。暗通道先验算法大多数被用于去雾处理,由于雾图和水下图像相似,因此也可以用于处理水下图像。但对于水域比较浑浊、散射较大的图像来说,处理效果很不好。处理后的图像依然存在不同程度上的色彩失真和亮度偏暗的问题;直方图均衡化算法是对图像的各个通道进行灰度均衡化,增强图像细节,与此同时也会加强噪声,容易使图像产生过饱和和色彩失真现象;Gray-World 算法对普通图像处理效果比较好,但对于水下图像的增强会产生色偏和光晕现象。SSR 算法能去除水下图像的蓝绿色偏,改善图像对比度,但存在尺度偏小时的光晕现象和尺度大时产生的模糊现象。

本文根据海洋牧场水下图像的成像特点及目前存在的图像模糊化问题,提出一种改进的多尺度 retinex 算法来对水下图像进行处理。首先求出图像的亮度分量,并对其做多尺度变换,求出原图各通道的灰度值相对于亮度分量的比值;根据比值重新确定各彩色通道的灰度值;为了改善对比度,对图像各通道进行灰度拉伸;最后通过对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE),使图像更适合人眼观测。

## 1 改进型多尺度 retinex 算法

### 1.1 多尺度 retinex 算法

retinex 理论开始是由 Land<sup>[9]</sup>提出,后来出现大量关于 retinex 的算法。多尺度 retinex 算法(MSR)<sup>[10-11]</sup>就是由 Jobson 等提出的。图像是依据物体本身的反射系数,由照射光的反射形成的。因此要去除照射光的影响,保留反射光的属性。如图 1 所示。

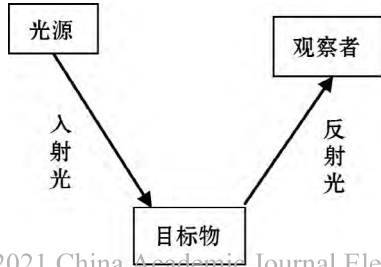


图 1 retinex 模型

设原始图像为  $S(x, y)$ , 入射光图像为  $L(x, y)$ , 反射光图像为  $R(x, y)$ , 关系式如下:

$$S(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (1)$$

经过简单的变换之后,两边再同时取对数:

$$\log R(x, y) = \log S(x, y) - \log L(x, y) \quad (2)$$

由此可以计算得到  $R(x, y)$ , 从而实现目标图像的增强。

入射分量可以用高斯环绕函数与原始图像卷积表示,然后采用多个高斯环绕函数进行变换。具体公式如下:

$$\log R(x, y) = \sum_{i=1}^k q_i \{ \log S(x, y) - \log [G_i(x, y) * S(x, y)] \} \quad (3)$$

式中:  $G_i(x, y) = \lambda \exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2})$ , 且  $\lambda$  要满足  $\iint G_i(x, y) dx dy = 1$ ,  $\sigma$  是尺度参数;  $k$  表示尺度个数,  $k$  取值过大时,运行效率太慢,因此一般  $k$  取 3;  $q_i$  表示每个尺度对应的权值,一般取  $\frac{1}{3}$ ; \* 表示卷积。

### 1.2 改进 MSR 算法

MSR 算法和 SSR 算法,都是分别对 R、G、B 通道独立进行尺度变换处理,都会使图像颜色比例失衡,而且处理速度比较慢。本文主要依据亮度分量<sup>[12-13]</sup>重新确定 RGB 各通道的灰度值比例。其作用是一方面可以避免图像产生颜色失衡和光晕现象,另一方面也能够减小噪声影响。图 2 给出了本文改进的 MSR 算法功能流程,具体步骤如下。

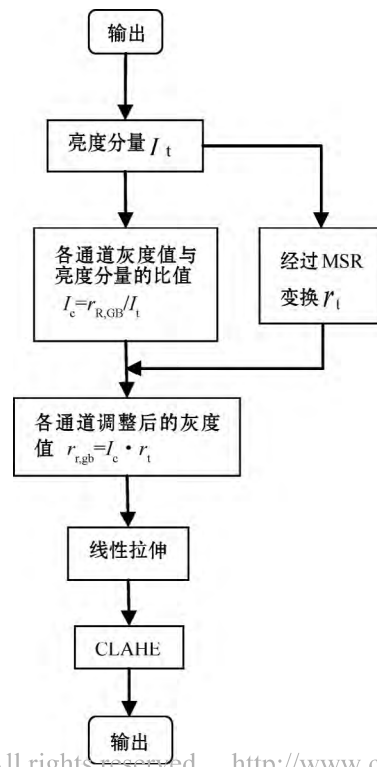


图 2 改进的 MSR 算法功能流程

1) 提取输入图像的亮度分量:

$$I_i(x, y) = \frac{1}{3}(R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)) \quad (4)$$

式中:  $I_i$  表示亮度分量;  $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$ 、 $B(x, y)$  表示各彩色通道的灰度值。

2) 对亮度分量  $I_i$  做 MSR 变换:

$$r_i(x, y) = \log R(x, y) = \sum_{i=1}^m q_i \{ \log I_i(x, y) - \log [G_i(x, y) * I_i(x, y)] \} \quad (5)$$

式中: 遵循 MSR 算法原理, 尺度数  $m$  取 3; 本文选取 sigma 分别为 30、90、250 三个尺度; 权值  $q_i$  取  $\frac{1}{3}$ ;  $G_i(x, y)$  表示不同尺度下对应的高斯环绕函数。具体算法如下:

```
//尺度为 30 的高斯环绕函数
sigma1 = 30;
F1 = fspecial('gaussian', [N1 M1], sigma1);
Eff1 = fft2(double(F1));
//高斯函数与亮度分量卷积
DR0 = Rfft2.* Eff1;
```

3) 根据原始图像的各通道灰度值与亮度分量的比例, 重新设定各通道的灰度值。这样可以防止单独对 RGB 通道做尺度变换, 而导致的色彩失衡现象。公式如下:

$$\begin{cases} r_r(x, y) = r_i(x, y) \frac{R(x, y)}{I_i(x, y)} \\ r_g(x, y) = r_i(x, y) \frac{G(x, y)}{I_i(x, y)} \\ r_b(x, y) = r_i(x, y) \frac{B(x, y)}{I_i(x, y)} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $r_r(x, y)$ 、 $r_g(x, y)$ 、 $r_b(x, y)$  分别表示重新设定的 R、G、B 的灰度值。部分代码如下:

```
//以 R 通道为例 G 和 B 通道一次类推 此处省略
Ir = imdivide(R0, It);
//R0 表示 R 通道的灰度值, Rr 表示重新设定后的灰度值
Rr = immultiply(Ra, Ir);
```

4) 根据水下图像存在的问题, 选择分段线性拉伸。分段线性拉伸采用最简单的分段线性拉伸函数<sup>[14]</sup>, 选择任意有限区间段进行灰度拉伸。例如将  $a$  到  $b$  间的灰度值拉伸(压缩)到  $c$  到  $d$  之间, 若该灰度区间偏亮, 可以用斜率小于 1 的线性函数压缩该区间, 若该灰度区间偏暗, 可以用斜率大于 1 的线性函数拉伸该区间。示意图如图 3 所示。

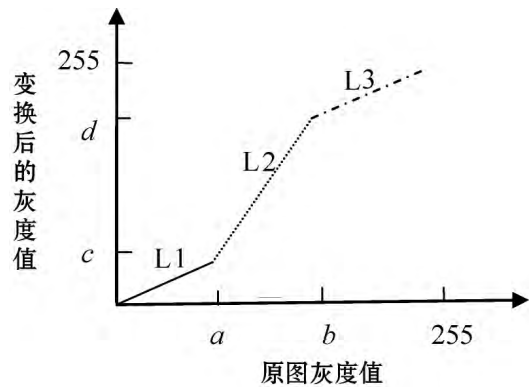


图 3 分段灰度变换示意图

可以看出, 只要确定  $(a, c)$ 、 $(b, d)$  即可求出线段  $L_1$ 、 $L_2$ 、 $L_3$  的斜率  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 。假设原图 85% 的灰度值集中在  $[x_1, x_2]$  希望得到的灰度区间为  $[y_1, y_2]$ , 变换公式如下:

$$f(x) = \begin{cases} k_1 \times x & 0 < x < x_1 \\ k_2 \times (x - x_1) + y_1 & x_1 < x < x_2 \\ k_3 \times (x - x_2) + y_2 & x_2 < x < 255 \end{cases} \quad (7)$$

$$k_1 = \frac{y_1}{x_1} \quad k_2 = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \quad k_3 = \frac{255 - y_2}{255 - x_2} \quad (8)$$

拉伸后图像对比度和亮度有很大改善, 部分代码如下:

```
//N 和 M 为图片的尺寸, 对图像灰度归一化, 由直方图可知,
//[X1, X2] = [0.35 0.75], [Y1, Y2] = [0.1 0.9],
//由此可得到斜率 k1, k2, k3
X1 = 0.35; Y1 = 0.1;
X2 = 0.75; Y2 = 0.9;
for i = 1: M;
    for j = 1: N
        if I(i, j) < X1
            f(i, j) = Y1 * I(i, j) / X1;
        else if I(i, j) > X2
            f(i, j) = (I(i, j) - X2) * (1 - Y2) / (1 - X2) + Y2;
        else
            f(i, j) = (I(i, j) - X1) * (Y2 - Y1) / (X2 - X1) + Y1;
        end
    end
end
```

5) CLAHE<sup>[15-16]</sup> 的原理是用阈值来限定图像部分直方图的高度, 进而抑制噪声和对比度过度增加的现象。因而需要在—幅图像中找到—系列网格点, 非网格点的值由周围相邻 4 个子块对应的窗口映射函数决定。然后用双线性内插方法将周围邻近的小区域组合起来。由于 MATLAB 中已经集成了实现 CLAHE 的函数 `adapthisteq()`, 因此可以直接调用。函数 `adapthisteq()` 只能用来处理灰度图, 所以对经过分段线性拉伸后的图像的三个通道分别进行处理。

以下是 CLAHE 函数中常用的参数:

adaphisteq(I, 'NumTiles', [16 12], 'ClipLimit', 0.02)  
 'NumTiles': 图片的分块  $m \times n$ , 本文所用图片大小为  $352 \times 336$ , 因此分块数选择 [16 12]  
 'ClipLimit': 范围是 [0 1] 内的标量, 指定对比度增强限制, 即阈值。

## 2 实验与结果分析

为了更好地证实本文算法的有效性, 选取海洋牧场的典型三幅水下图像进行处理, 并与暗通道算法和 MSR 算法进行对比分析。结果如图 4 - 图 6 所示。实验环境: 2018 年 9 月份, 在河北唐山人工鱼礁区, 温度  $21.9\text{ }^{\circ}\text{C}$  左右。设备条件: 操作系统 Windows 10, 软件平台为 MATLAB 7.0。实验数据: 利用相机 GoPro4 对海洋牧场进行拍摄, 数据大小为  $1\ 920 \times 1\ 080$ , 用 Adobe Premiere 软件截取视频中的每帧图像, 再将图片大小变换为合适的尺寸  $352 \times 336$ 。实验参数: 分段线性拉伸的斜率由选取区间决定, 不同图像对应区间不同。当斜率较大时, 图像偏白, 对比度降低, 当斜率较小时, 图像整体偏暗, 对比度也降低, 因此根据图像特点选择合适的拉伸区间至关重要。CLAHE 函数中的 'NumTiles' 默认值为 [8 8], 依据图像大小选取可以整除的分块数, 'ClipLimit' 默认值为 0.01, 值越大对比度越大, 当值过大时会出现棋盘效应。

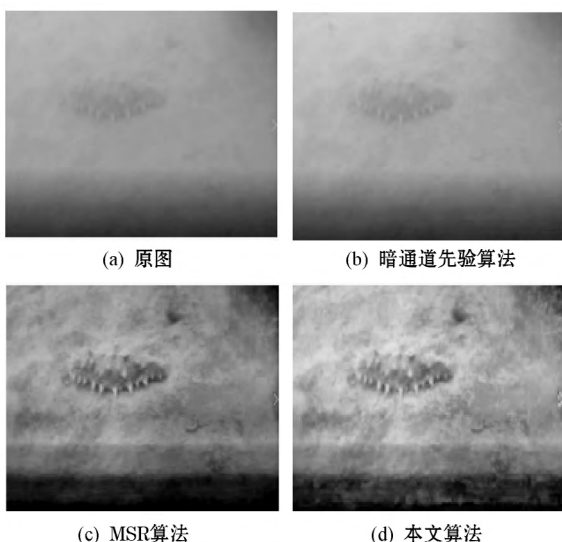
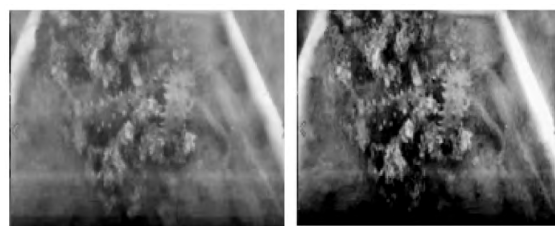
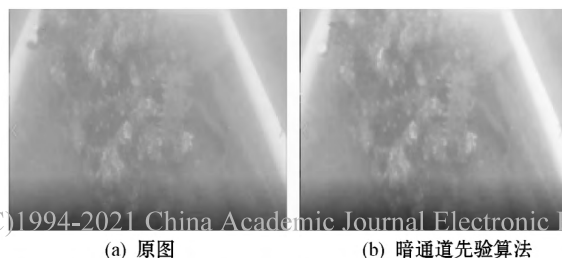
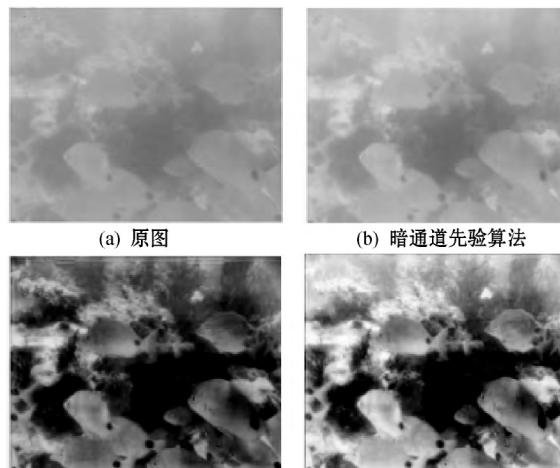


图 4 对比结果 1



(c) MSR算法 (d) 本文算法

图 5 对比结果 2



(a) 原图 (b) 暗通道先验算法 (c) MSR算法 (d) 本文算法

图 6 对比结果 3

结果显示, 从主观视觉进行评价。经过暗通道先验算法处理后, 图 6 对比度有所改善, 但对于图 4 和图 5 来说, 由于原图拍摄的水域比较浑浊, 后向散射较为严重, 经过该算法处理后的图像几乎没有太大的变化。说明暗通道先验算法不太适合处理散射性强的水下图像。经过 MSR 算法处理后, 图 6 中鱼身上的花斑颜色对比度增加, 图像清晰度增加, 但是图像亮度比较偏暗, 颜色失衡, 整体偏向灰度。经过本文算法处理后的三组图像, 颜色和清晰度都显著增加, 且同时去除了蓝绿色偏及后向散射问题。如图 6 中鱼的花斑和景物可以看得很清楚, 鱼的花纹和颜色更加真实鲜明。经过 3 种算法对比, 本文算法在去除蓝绿色偏的基础上, 保留了图像真实的色彩, 增加图像的对比度, 有效地去除了水下图像存在的后向散射现象, 弥补了水下光线不足的缺陷。

下面从信息熵、标准差方面进行评定。分别对上述几种算法做测试, 结果见表 1。

表 1 信息熵与标准差比较

算法	标准差			信息熵		
	图 4	图 5	图 6	图 4	图 5	图 6
原图	27.182	30.314	18.961	7.145 365	7.255 051	6.750 159
暗通道先验	32.658	41.085	27.725	7.347 238	7.502 153	7.307 073
MSR	35.627	39.875	42.674	7.237 721	7.392 078	7.289 862
本文	40.262	53.011	59.305	7.334 971	7.556 795	7.887 941

可以看出,不同算法在不同程度上都有一定的优势。图 4 中暗通道先验算法处理后的标准值小于 MSR 算法处理后的标准差值,但暗通道先验算法处理后的信息熵大于 MSR 算法处理后的信息熵。原图的信息熵和标准差都比较低,通过本文算法处理后它们的值都有很大提升。如图 6(a) 经过处理后,信息熵从原图的 6.750 159 上升到 7.887 941,标准差从原图的 18.961 上升到 59.305。纵观整体,除了图 4 中经过本文算法处理后的信息熵值略小于暗通道先验算法之外,本文算法在信息熵、标准差方面都是最好的。综合考虑主观视觉和客观数据,本文算法具有更好的适用性。

为了进一步说明本文算法的优越性,分别对经过 3 种算法处理后的图像的灰度直方图进行对比分析。若一幅图像的直方图分布的均匀性越好,则图像质量就越好。由图 7-9 可以看出由于原图像的对比度很低,整体亮度偏暗,因此导致原图像的灰度直方图分布很不均匀。经过几种算法处理后,灰度直方图分布有所改善,原来较集中的灰度区间变得均匀。经比较发现,本文算法处理后的图像的灰度直方图具有最佳的分布均匀性,图像最清晰且对比度最高。

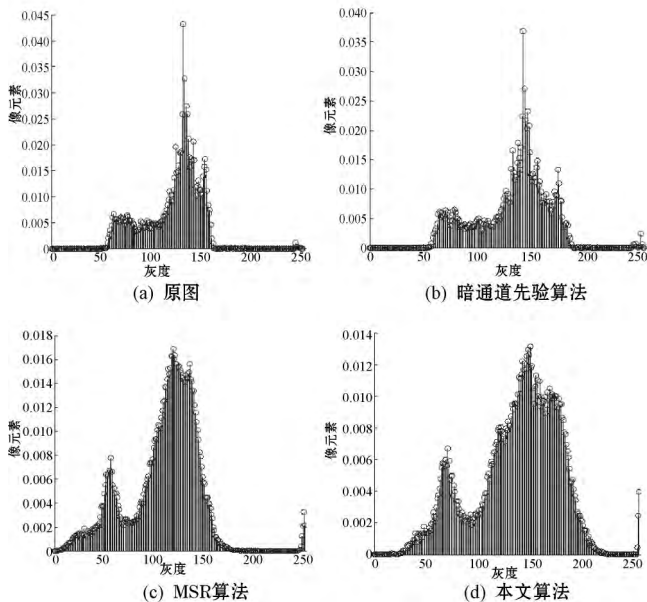
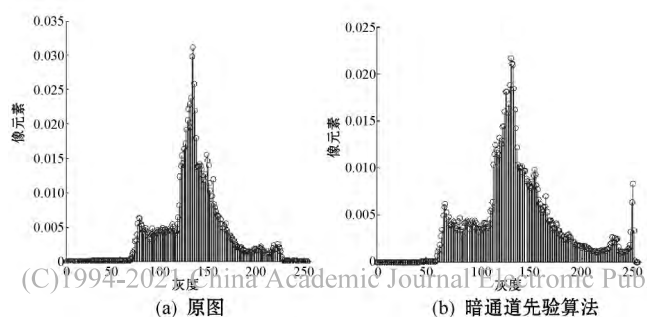


图 7 图 4 的灰度直方图



(a) 原图 (b) 暗通道先验算法

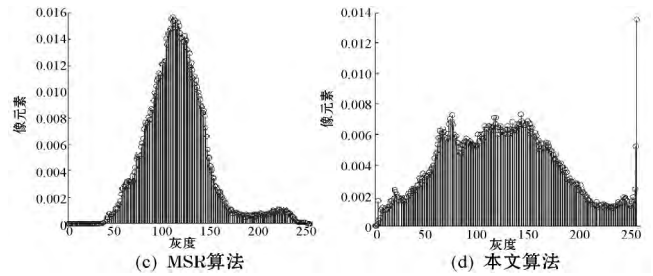


图 8 图 5 的灰度直方图

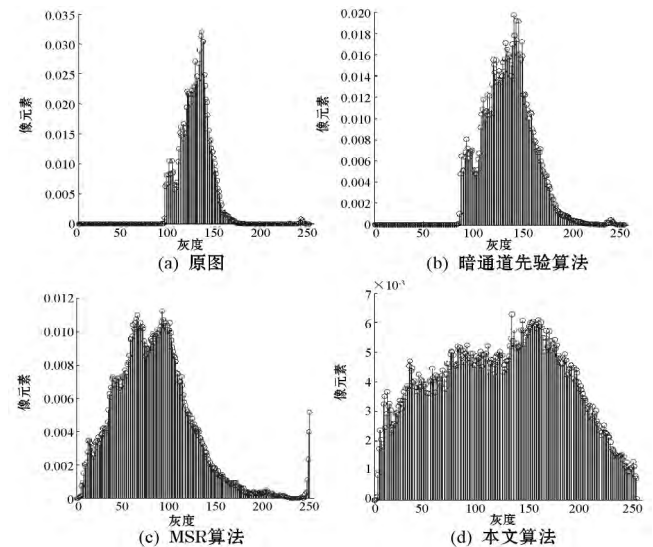


图 9 图 6 的灰度直方图

### 3 结 语

本文分析和对比了水下图像增强的几种经典算法。针对水下成像目前存在的问题,提出一种基于亮度分量的 MSR 算法。该算法提取出图像的亮度分量进行多尺度变换,解决了原来对各通道单独进行多尺度变换引起的颜色失衡问题。然后根据水下图像特点进行分段线性拉伸。最后结合 CLAHE 技术,对经过线性拉伸后的图像做进一步处理,提高图像整体清晰度,恢复原始图像色彩。将本文算法应用于海洋牧场典型物种(海参)图像进行实际处理,结果表明,该算法能够很好地解决水下图像由于散射导致的模糊问题。色偏校正后的细节部分更清楚,处理效果更好。

本文算法可用于海洋牧场的机械化捕捞以及海底探测,为其提供前期的图像增强算法。除此之外,还可用于智能识别和目标检测技术,提供一种图像预处理算法,增加识别率和准确率。

### 参 考 文 献

[1] Li C Y, Guo J C, Cong R M, et al. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5664-5677.

感知质量。为了降低计算成本和减少网络参数量,提出了可分离的深度残差网络模块。测试结果表明,与现有的去噪网络相比,在所有类型的噪声(包括高斯噪声、泊松噪声和泊松-高斯噪声)下,本文网络具有更好的精度和效率。

### 参 考 文 献

- [1] Zhang K, Zuo W M, Zhang L. FFDNet: Toward a fast and flexible solution for CNN-based image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing 2018 27(9): 4608–4622.
- [2] 展虎,毛力. 基于 NSCT-DCT-DWT-SVD 联合数字水印算法[J]. 计算机应用与软件 2018 35(3): 309–315.
- [3] Chakraborty D, Chakraborty A, Banerjee A, et al. Automated spectral domain approach of quasi-periodic denoising in natural images using notch filtration with exact noise profile [J]. IET Image Processing 2018 12(7): 1150–1163.
- [4] Panigrahi S K, Gupta S, Sahu P K. Curvelet-based multi-scale denoising using non-local means and guided image filter [J]. IET Image Processing, 2018 12(6): 909–918.
- [5] Remez T, Litany O, Giryas R, et al. Deep class-aware image denoising [C]//2017 11th International Conference on Sampling Theory and Applications( SampTA). IEEE 2017: 138–142.
- [6] Zhang K, Zuo W M, Chen Y J, et al. Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing 2017 26(7): 3142–3155.
- [7] Tai Y, Yang J, Liu X M, et al. Memnet: A persistent memory network for image restoration [C]//2017 International Conference on Computer Vision( ICCV). IEEE 2017: 4539–4547.
- [8] Wang Y J, Wang G D, Chen C L Z, et al. Multi-scale dilated convolution of convolutional neural network for image denoising [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(1): 19945–19960.
- [9] Tian C W, Xu Y, Fei L K, et al. Enhanced CNN for image denoising [J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology 2019 4(1): 17–23.
- [10] Niu Y, Lu Z, Wen J R, et al. Multi-modal multi-scale deep learning for large-scale image annotation [J]. IEEE Transactions on Image Processing 2019 28(4): 1720–1731.
- [11] 毕晓君,汪灏. 基于视角信息嵌入的行人重识别[J]. 光学学报 2019 39(6): 1–10.
- [12] Liu X, Suganuma M, Sun Z, et al. Dual residual networks leveraging the potential of paired operations for image restoration [C]//2019 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition( CVPR). IEEE 2019: 7007–7016.
- [13] Su Y, Lian Q, Zhang X, et al. Multi-scale cross-path concatenation residual network for Poisson denoising [J]. IET Image Processing 2019 13(8): 1295–1303.
- [14] Liu P Y, Lam E Y. Image reconstruction using deep learning [C]//2018 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition( CVPR). IEEE 2018: 1089–1098.
- (上接第 243 页)
- [2] 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.
- [3] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence 2011 33(12): 2341–2353.
- [4] 王孟柳,陈和平,刘夏. 基于暗通道优先烟雾检测算法的研究 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 225–228, 232.
- [5] 王淑青,姚伟,陈进,等. 基于直方图均衡化与形态学处理的边缘检测 [J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(3): 193–196.
- [6] 董蕊,王志巍,刘淑娟,等. 基于统计直方图的单幅图像去雾算法 [J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(5): 196–199, 251.
- [7] 金黄斌,秦兴,郭斌林. 基于灰度世界和白点检测的自动白平衡算法 [J]. 电子器件 2011 34(2): 226–231.
- [8] 段红燕,何文思,李世杰. 改进的单尺度 Retinex 和 LBP 结合的人脸识别 [J]. 计算机工程与应用 2018 54(23): 144–149.
- [9] Land E H. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 1986 83(10): 3078–3080.
- [10] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale retinex for color image enhancement [C]//Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, 1996: 1003–1006.
- [11] Liu Y, Su Y, Zhu Y, et al. A multi-scale retinex algorithm for image enhancement [C]//IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety 2005: 131–133.
- [12] 詹永鑫,郑学仁,陈建宾. 基于亮度分量的快速图像增强方法 [J]. 液晶与显示 2010 25(2): 273–277.
- [13] 李慧慧,秦品乐,梁军. 基于 HSI 亮度分量和 RGB 空间的图像去雾算法 [J]. 计算机应用 2016 36(5): 1378–1382.
- [14] Vidović D, Dotlić M, Pušić M, et al. Piecewise linear transformation in diffusive flux discretization [J]. Journal of Computational Physics 2015 282: 227–237.
- [15] 魏德志,梁光明. 基于改进的 CLAHE 显微细胞图像增强算法 [J]. 计算机技术与发展 2018 28(10): 111–114.
- [16] Sonali, Sahu S, Singh A K, et al. An approach for de-noising and contrast enhancement of retinal fundus image using CLAHE [J]. Optics and Laser Technology 2019 110: 87–98.