

基于颜色校正和去模糊的水下图像增强方法



魏冬¹ 刘浩^{1,2} 陈根龙¹ 宫晓蕙¹

¹ 东华大学信息科学与技术学院 上海 201620

² 人工智能教育部重点实验室 上海 200240

(1005689490@qq.com)

摘要 由于光在水下传播时会出现吸收和散射的情况,水下图像往往存在色偏、对比度低、模糊、光照不均匀等问题。根据水下图像成像模型,人们在海底拍摄所获得的图像往往是退化的图像,而退化的图像不能完整地表达海洋场景信息,难以满足实际的应用需要。为此,文中提出了一种基于颜色校正和去模糊的水下图像增强方法。该方法有效融合了颜色校正和去模糊两个阶段,取得了递增的增强效果。在颜色校正阶段,首先对原始图像进行对比度拉伸,在对比度拉伸完成之后,图像可能存在拉伸过度或拉伸不足的现象。因此,所提方法根据灰度世界先验,在对比度拉伸后进一步使用伽马校正来优化和调整图像的对比度和色彩,使图像的R,G,B三通道的灰度值之和趋于相等。接着,在去模糊阶段,通过融合暗通道先验对颜色校正后的图像进行去模糊,得到最终的增强图像。实验结果表明,所提方法具有良好的整体恢复效果,能有效地恢复图像信息,在主观评价和客观评价上均展现出较好的效果。另外,所提方法可以作为水下图像分类等计算机视觉任务的预处理步骤,在实验中能够将水下图像集的分类精度提升16%左右。

关键词: 水下图像;对比度拉伸;颜色校正;去模糊;灰度世界;图像分类

中图分类号 TP391.41

Underwater Image Enhancement Based on Color Correction and Deblurring

WEI Dong¹, LIU Hao^{1,2}, CHEN Gen-long¹ and GONG Xiao-hui¹

¹ College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China

² Key Laboratory of Artificial Intelligence, Ministry of Education, Shanghai 200240, China

Abstract Due to the absorption and scattering of light when propagating underwater, underwater images often exhibit color shift, low contrast, blurry and uneven illumination. According to the imaging model of underwater image, many images from the seabed are often degraded severely, and these low-quality images cannot fully provide the ocean scene information, which is difficult to meet the practical application requirements. Therefore, this paper proposes an underwater image enhancement method based on color correction and deblurring. The proposed method effectively combines the two stages of both color correction and deblurring. During the color correction stage, the contrast of each original image is firstly stretched. After the contrast stretching is completed, some images may be overstretched or understretched. According to the gray world prior, after the contrast stretching, the gamma correction is further used to optimize and adjust the contrast and color of these images, so that the sum of the gray values from the R, G, and B channels of each image tends to be equal. Then, in the deblurring stage, it utilizes the dark channel prior to deblur the color-corrected image for the final enhanced image. Experimental results show that the proposed method has a good overall recovery effect, it can effectively restore image information, and obtain good enhancement performance in both subjective and objective evaluation. In addition, the proposed method can be used as a pre-processing step for computer vision tasks such as underwater image classification, and it can improve the classification accuracy of underwater image set by about 16% in our experiment.

Keywords Underwater image, Contrast stretching, Color correction, Deblurring, Gray world, Image classification

到稿日期:2020-08-27 返修日期:2020-09-22 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:上海市自然科学基金(18ZR1400300);人工智能教育部重点实验室开放基金

This work was supported by the Natural Science Foundation of Shanghai(18ZR1400300) and Foundation of Key Laboratory of Artificial Intelligence, Ministry of Education.

通信作者:刘浩(liuhao@dhu.edu.cn)

1 引言

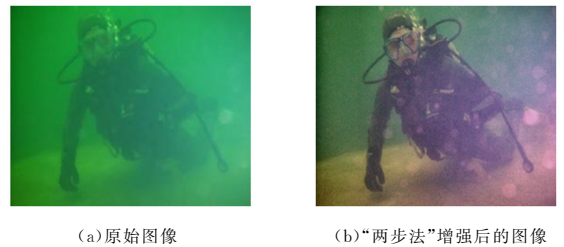
随着人口急剧膨胀,陆地资源日益枯竭,人们把目光投向了海洋。海底蕴藏着巨大的资源,被人类视为可以利用的“第六大洲”^[1]。在我国,开发、利用和保护海洋资源是一项影响深远的战略部署。海洋信息的获取、传输和处理等理论技术对合理开发、利用和保护海洋资源至关重要。水下图像是海洋信息的重要载体,由于水下复杂的成像环境和光在水下传播时会出现吸收和散射的情况,导致水下图像往往出现色偏(红色光能量最低,最先被吸收,水下图像通常偏蓝绿色)、对比度低、模糊、光照不均匀等现象。因此,人们在海底直接拍摄所获得的图像往往是退化的图像,而退化的图像无法满足实际应用的需求。如何获取高质量的水下图像以满足实际应用的需求一直都是众多科研工作者奋斗的目标。

随着水下图像增强逐渐成为热门的研究领域,并在工业界和学术界展现出广阔的应用前景,众多科研工作者根据水下图像的成像特性,在现有的图像增强算法的基础上,提出了一系列专门针对水下图像的增强方法。这些方法大致可以分为3类。一类是基于非物理模型的增强方法。例如,Iqbal等^[2]提出了基于颜色平衡和对比度修正的非监督水下图像增强方法;Ancuti等^[3]提出了多尺度融合方法,该方法首先对原始图像进行颜色修正和对比度增强,并将颜色修正和对比度增强后的图像作为两个融合分量,然后定义4个融合权重,将融合分量与定义的权重进行多尺度融合,从而得到最终的增强图像;Fu等^[4]提出了一种“两步法”的水下图像增强方法,即首先对图像进行颜色校正,然后对图像进行对比度增强,从而得到最终的增强图像;Gao等^[5]提出了一种基于自适应视网膜机制的增强方法。第二类是基于物理模型的增强方法,研究的主线是对暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)方法进行改进,让其适用于水下图像。例如,Chiang等^[7]将DCP与依赖于波长的补偿方法相结合来增强水下图像;Galdran等^[8]通过表征水下图像在红色通道上的衰减,在DCP的基础上提出了红色通道先验(Red Channel Prior, RCP)方法;Drews等^[9]基于水下图像红色通道的信息不可靠这一事实,提出了水下暗通道先验(Underwater Dark Channel Prior, UDCP)方法;Peng等^[10]通过将自适应颜色校正合并到图像成像模型中,提出了通用的暗通道先验(Generalization Dark Channel Prior, GDPC)。

尽管现有的水下图像增强方法众多,但大多数方法仍具有一定的局限性,难以兼顾恢复图像的色彩与清晰度。例如,Galdran等^[8]提出的红通道先验方法,增强之后的图像过于偏红;Li等^[11]提出的基于最小信息损失和直方图分布先验的方法,增强之后的图像同样过于偏红;Drews等^[9]提出的水下暗通道先验方法,增强之后的图像偏蓝绿色,没有很好地恢复出图像红色分量;Gao等^[5]提出的基于自适应视网膜机制的增强方法,增强之后的图像对比度较低且图像细节有所丢失。因此,为了更好地开发、利用和保护海洋资源,满足海底考古、水下机器人等实际应用的需求,亟需一种既能校正图像色偏又能提高图像清晰度的水下图像增强方法。

2 本文方法

近年来,Fu等^[4]提出了一种“两步法”的水下图像增强方法,该方法依次对图像进行颜色校正和对比度增强,取得了较为鲁棒的稳步增强效果。图1(a)为原始图像,图1(b)为使用“两步法”增强后的图像。通过观察图1(b)可以发现:图像整体仍然偏暗,且图像整体有些模糊,图像细节没有完整地展现出来。基于“两步法”的思想,大量的实验已经表明,图像增强是可以叠加的。本文针对“两步法”的不足,提出了一种基于颜色校正和去模糊的水下图像增强方法,该方法分为颜色校正和去模糊两个阶段。颜色校正阶段包括对比度拉伸和伽马校正两个步骤,去模糊阶段采用暗通道先验方法。



(a)原始图像

(b)“两步法”增强后的图像

图1 原始图像和增强图像

Fig. 1 Original image and enhanced image

2.1 颜色校正

2.1.1 对比度拉伸

在进行对比度拉伸时,为了得到更好的拉伸效果,需要确定每个通道灰度值被拉伸的范围。文献^[12]中,在进行对比度拉伸时,为了减少极端灰度值(如噪点、极大值和极小值)对拉伸的影响,将每个通道灰度值前0.5%处所对应的灰度值作为最小阈值,将每个通道灰度值前99.5%处对应的灰度值作为最大阈值,根据最小阈值和最大阈值将整个通道灰度值分成3部分,然后分别对每一部分进行对比度拉伸。受Huang等^[12]的启发,本文同样使用最小阈值和最大阈值将每个通道灰度值分成3部分,然后分别对每一部分进行处理。但是由于水下图像偏蓝绿色,R,G,B三通道的灰度值分布差异较大,不同通道的最小阈值和最大阈值的计算方法应有所不同。具体的对比度拉伸公式如下:

$$I_c^s(x) = \begin{cases} 0, & I_{ori}(x) < Th_{min}^c \\ \frac{I_{ori}(x) - Th_{min}^c}{Th_{max}^c - Th_{min}^c} * 255, & Th_{min}^c \leq I_{ori}(x) \leq Th_{max}^c \\ 255, & I_{ori}(x) > Th_{max}^c \end{cases} \quad (1)$$

其中, c 表示红绿蓝(R,G,B)三通道,在下文中, c 同样表示红绿蓝(R,G,B)三通道; x 表示图像上某个点的坐标(i,j); $I_c^s(x)$ 表示对比度拉伸之后的图像; $I_{ori}(x)$ 表示原始图像; Th_{min}^c 表示不同通道在对比度拉伸时的最小阈值; Th_{max}^c 表示不同通道在对比度拉伸时的最大阈值。想要得到对比度拉伸之后的图像,关键是要获取不同通道在对比度拉伸的最小阈值和最大阈值。计算原始图像R,G,B三通道在对比度拉伸时的最小阈值和最大阈值的具体方法如下。

首先对原始水下图像的R,G,B三通道的灰度值分别求和,结果表示为 sum_R, sum_G, sum_B 。然后求三者中的最大值

$max_{wat} = \max \{sum_R, sum_G, sum_B\}$ 。由于水下图像通常偏蓝绿色, max_{wat} 的值一般为 sum_G 或 sum_B , 因此需要通过以下两种方式分别进行处理。

1) 若 $max_{wat} = sum_G$, 即水下图像偏绿色, 则 G 通道的最小阈值为 G 通道灰度值前 0.5% 处所对应的灰度值, G 通道的最大阈值为 G 通道灰度值前 99.5% 处所对应的灰度值; R 通道的最小阈值为 R 通道灰度值前 $(0.5 * sum_G / sum_R)\%$ 处所对应的灰度值, R 通道的最大阈值为 R 通道灰度值前 $(1 - 0.5 * sum_G / sum_R)\%$ 处所对应的灰度值; B 通道的最小阈值为 B 通道灰度值前 $(0.5 * sum_G / sum_B)\%$ 处所对应的灰度值, B 通道的最大阈值为 B 通道灰度值前 $(1 - 0.5 * sum_G / sum_B)\%$ 处所对应的灰度值。

2) 若 $max_{wat} = sum_B$, 即水下图像偏蓝色, 则 B 通道的最小阈值为 B 通道灰度值前 0.5% 处所对应的灰度值, B 通道的最大阈值为 B 通道灰度值前 99.5% 处所对应的灰度值; R 通道的最小阈值为 R 通道灰度值前 $(0.5 * sum_B / sum_R)\%$ 处所对应的灰度值, R 通道的最大阈值为 R 通道灰度值前 $(1 - 0.5 * sum_B / sum_R)\%$ 处所对应的灰度值; G 通道的最小阈值为 G 通道灰度值前 $(0.5 * sum_B / sum_G)\%$ 处所对应的灰度值, G 通道的最大阈值为 G 通道灰度值前 $(1 - 0.5 * sum_B / sum_G)\%$ 处所对应的灰度值。

由不同通道在对比度拉伸时的最小阈值和最大阈值, 根据式(1)即可得到对比度拉伸后的图像。我们做了如下实验, 对图 2(a) 中的原始图像进行对比度拉伸, 得到图 2(b) 中的图像。观察图 2(b) 可以发现, 对比度拉伸完成之后图像的对比度有了大幅度提升, 但是图像过于偏红, 需要进一步优化对比度和色彩。

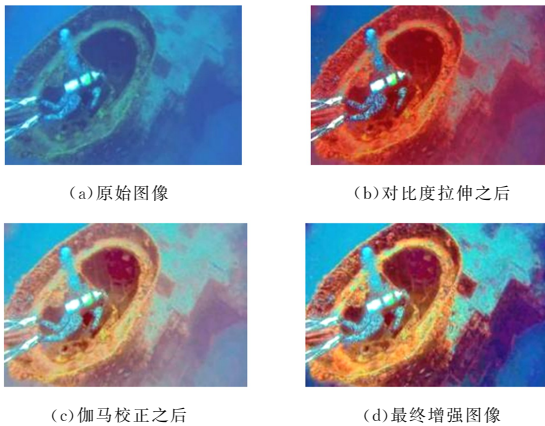


图 2 原始图像和各阶段增强图像

Fig. 2 Original image and enhanced image of each stage

2.1.2 伽马校正

在对比度拉伸完成之后, 得到的图像可能存在对比度拉伸过度或拉伸不足的情况, 因此需要进一步优化和调整对比度和色彩。本文采用伽马校正来进一步优化对比度和色彩。伽马校正的关键在于如何确定伽马校正系数。计算伽马校正系数的具体方法如下。

在计算伽马校正系数之前, 首先对对比度拉伸后的图像进行归一化。此处求解伽马校正系数的思路源自灰度世界先验^[13]。灰度世界先验认为: 对于一幅有着丰富色彩的图像,

R, G, B 3 个通道的平均灰度值趋于同一灰度值, 即 3 个通道的灰度值之和应该大致相等。首先, 对对比度拉伸后的图像的 R, G, B 三通道的灰度值分别求和, 结果表示为 $sum_{R_{cs}}, sum_{G_{cs}}, sum_{B_{cs}}$ 。然后求三者中的最大值 $max_{wat_{cs}} = \max \{sum_{R_{cs}}, sum_{G_{cs}}, sum_{B_{cs}}\}$ 。由于最大值有 3 种情况, 因此引入如下 3 种模式分别进行处理。

模式 1: 若 $max_{wat_{cs}} = sum_{R_{cs}}$, 则 R 通道的伽马校正系数为 1, G 通道的伽马校正系数 γ_G 可以根据式(2)求得, B 通道的伽马校正系数 γ_B 可以根据式(3)求得。

$$\sum_{i=1}^{m \times n} (I_{cs}^G(i))^{\gamma_G} = sum_{R_{cs}} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{m \times n} (I_{cs}^B(i))^{\gamma_B} = sum_{R_{cs}} \quad (3)$$

式(2)和式(3)为非线性的超越方程, 可使用二分法进行迭代求解。当某个解使得方程左右两边差值的绝对值小于 100 时, 即认为该解为近似解。下面两种模式采用同样的求解方式, m 和 n 分别为图像的宽度和高度。

模式 2: 若 $max_{wat_{cs}} = sum_{G_{cs}}$, 则 G 通道的伽马系数为 1, R 通道的伽马系数 γ_R 可以根据式(4)求得, B 通道的伽马系数 γ_B 可以根据式(5)求得。

$$\sum_{i=1}^{m \times n} (I_{cs}^R(i))^{\gamma_R} = sum_{G_{cs}} \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^{m \times n} (I_{cs}^B(i))^{\gamma_B} = sum_{G_{cs}} \quad (5)$$

模式 3: 若 $max_{wat_{cs}} = sum_{B_{cs}}$, 则 B 通道的伽马系数为 1, R 通道的伽马系数 γ_R 可以根据式(6)求得, G 通道的伽马系数 γ_G 可以根据式(7)求得。

$$\sum_{i=1}^{m \times n} (I_{cs}^R(i))^{\gamma_R} = sum_{B_{cs}} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{m \times n} (I_{cs}^G(i))^{\gamma_G} = sum_{B_{cs}} \quad (7)$$

得到不同通道的伽马校正系数之后, 根据式(8)即可获得伽马校正后的图像。

$$I_{gm}^c = A * (I_{cs})^{\gamma} \quad (8)$$

其中, I_{gm}^c 为伽马校正后的图像; A 为常数, 通常取 1。对图 2(b) 中的图像进行伽马校正, 得到图 2(c)。与图 2(b) 相比, 伽马校正后的图像的对比度和色彩有了明显的改善, 但依旧存在图像模糊、细节不清晰等问题。因此, 需要对伽马校正后的图像做进一步的去模糊处理。

2.2 去模糊

原始水下图像经过对比度拉伸和伽马校正处理之后, 图像色偏、对比度低下的问题一般都能得到解决。然而图像依旧存在模糊、细节不清晰等问题。为了得到高质量的图像, 以满足实际应用的需要, 需要对图像进一步进行去模糊处理。本文引入了 He 等^[6]提出的暗通道先验方法, 对伽马校正后的图像进行去模糊处理。

首先根据式(9)获取图像的暗通道:

$$I^{dark} = \min_c (\min_{y \in \Omega(x)} (I^c(y))) \quad (9)$$

其中, $\Omega(x)$ 为以 x 为中心, 15×15 大小的矩形区域; I^{dark} 表示图像的暗通道; $I^c(y)$ 表示模糊图像。

然后获取背景光 A^c , 选取暗通道中灰度值前 0.1% 的像素点作为候选像素点, 再计算这些候选像素点在伽马校正后的图像的 R 通道上的平均灰度值, 记为 A^R ; 计算这些候选像

素点在伽马校正后的图像的 G 通道上的平均灰度值,记为 A^G ;计算这些候选像素点在伽马校正后的图像的 B 通道上的平均灰度值,记为 A^B 。

接着计算并优化透射率。式(10)为 Jaffe 等提出的成像模型^[14-15],其中, $J^c(x)$ 表示无雾的清晰图像, $I^c(x)$ 表示模糊图像, $t^c(x)$ 表示透射率, A^c 表示背景光。式(11)为 He 等^[6]提出的暗通道先验,即在户外无雾图像(非天空区域)中的大部分局部区域中,存在一些像素点,其在至少一个颜色通道上具有非常低的灰度值,甚至趋近于零。式(11)中, J^{dark} 表示无雾图像的暗通道, $J^c(y)$ 表示户外无雾图像, $\Omega(x)$ 表示局部区域,通常取 15×15 大小的矩形区域。

$$I^c(x) = J^c(x) * t^c(x) + A^c * (1 - t^c(x)) \quad (10)$$

$$J^{\text{dark}} = \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y)) \right) \approx 0 \quad (11)$$

根据式(10)和式(11)即可推导出透射率的求解公式:

$$t^c(x) = 1 - \frac{\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} I^c(y) \right)}{A^c} = 1 - \frac{J^{\text{dark}}}{A^c} \quad (12)$$

在现实生活中,人们看远处的物体时总会感觉有雾存在,而雾的存在可以让人们感觉到景深。为了让去模糊的图像更加真实,需要对式(12)进行修正,修正后的透射率计算公式如下:

$$t^c(x) = 1 - \omega * \frac{\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} I^c(y) \right)}{A^c} = 1 - \omega * \frac{J^{\text{dark}}}{A^c} \quad (13)$$

其中, ω 为常数,通常取 0.95。根据式(13)求得的透射率为粗略透射率,需要使用导向滤波^[16]对粗略透射率进行优化。由优化后的透射率和背景光,根据式(10)可推导出清晰图像的求解公式,如式(14)所示;本文方法的总体流程如图3所示。

$$J^c(x) = \frac{I^c(x) - A^c}{\max(t^c(x), t_0)} + A^c \quad (14)$$

其中, t_0 为常数,为了防止分母为零,此处取 0.1。 $J^c(x)$ 为去模糊后的图像,即本文所提方法的最终增强图像。本文方法

的总体流程如图3所示。

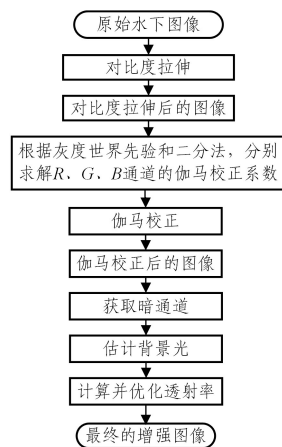


图3 总体流程图

Fig. 3 Overall flow chart

图2展示了原始图像(a)各阶段的增强图像。通过观察对比各阶段的增强图像可知,图像的总质量在依次增强,最终增强图像与原始图像相比,图像的色彩和清晰度均有大幅度提升,图像的整体质量更加优秀。

3 实验结果与分析

为了说明本文所提水下图像增强方法的性能优异,增强效果好,我们将从主观、客观和实际应用3个维度将其与现有的水下图像增强方法进行比较。

3.1 主观评价

实验依次使用 He 等^[6]提出的暗通道先验、Ancuti 等^[3]提出的融合方法、Fu 等^[17]提出的基于 Retinex 的方法、Drews 等^[9]提出的水下暗通道先验方法、Fu 等^[4]提出的“二步法”、Peng 等^[10]提出的通用暗通道先验方法以及本文所提方法对7幅经典水下图像进行增强,得到图4所示的结果。

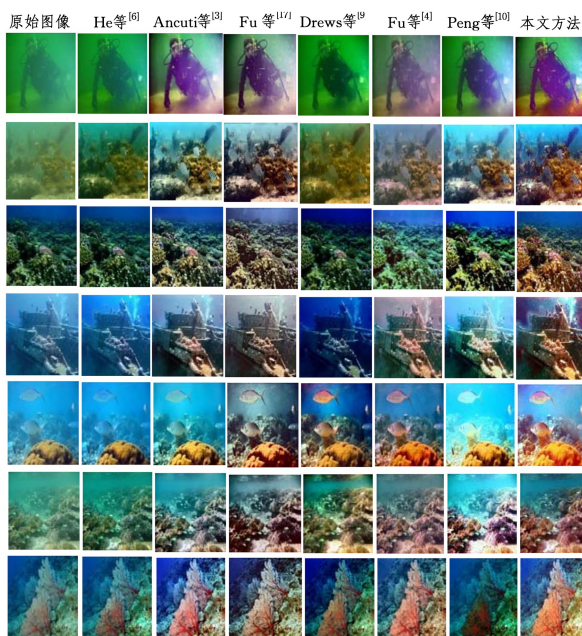


图4 原始图像和增强图像

Fig. 4 Original images and enhanced images

根据主观观察,与其他 6 种增强方法相比,本文所提方法增强后,图像红色分量恢复得更加充分,图像细节更加清晰,整体效果更加优秀。

3.2 客观评价

由于主观比较不能客观公正地度量增强方法的性能,为此,我们采用了客观评价方法,从定量的角度来比较不同增强方法的性能。首先,我们统计了不同增强方法对 7 幅原始图像进行增强所消耗的时间,结果如表 1 所列。所有代码均运行在 CPU 为 i5-10210U,内存为 16 GB,系统为 Windows10 的计算机上。接着,使用 Yang 等^[18]提出的水下图像质量评价准则(UCIQE)、Panetta 等^[19]提出的水下图像质量评价准则(UIQM)以及熵值(Entropy)评价准则^[20]对图 4 中的原始图像和增强图像进行打分,结果如表 2、表 3 和表 4 所列。

表 2 为 UCIQE 得分表,表 3 为 UIQM 得分表,表 4 为熵值得分表。为了便于表述,我们将图 4 中的原始图像从上到下依次命名为:Driver,Coral 1,Coral 2,Ship,Fish,Coral 3,Coral 4。

表 1 增强方法消耗时间的比较

Table 1 Comparison of time consumption of different enhancement methods

增强方法	时间/s
He 等 ^[6]	17.5300
Ancuti 等 ^[3]	5.4419
Fu 等 ^[17]	8.2537
Drews 等 ^[9]	157.0181
Fu 等 ^[4]	2.9971
Peng 等 ^[10]	11.7994
本文方法	24.7079

表 2 原始图像和增强图像的 UCIQE 值

Table 2 UCIQE values of original images and enhanced images

图像名	原始图像	He 等 ^[6]	Ancuti 等 ^[3]	Fu 等 ^[17]	Drews 等 ^[9]	Fu 等 ^[4]	Peng 等 ^[10]	本文方法
Driver	0.4148	0.4614	0.6103	0.5728	0.4994	0.4739	0.5690	0.6572
Coral 1	0.4263	0.5759	0.6654	0.6356	0.5443	0.5286	0.6698	0.7257
Coral 2	0.6148	0.6219	0.6608	0.6257	0.5912	0.6330	0.6795	0.7264
Ship	0.5036	0.5530	0.6342	0.5687	0.5553	0.5767	0.6555	0.6810
Fish	0.5663	0.6126	0.6506	0.6442	0.7129	0.6711	0.6828	0.6739
Coral 3	0.6987	0.7132	0.7070	0.6686	0.7170	0.7448	0.7644	0.6982
Coral 4	0.5439	0.6054	0.6693	0.6310	0.6403	0.6593	0.6331	0.6931
平均值	0.5383	0.5919	0.6568	0.6209	0.6086	0.6125	0.6649	0.6936

表 3 原始图像和增强图像的 UIQM 值

Table 3 UIQM values of original images and enhanced images

图像名	原始图像	He 等 ^[6]	Ancuti 等 ^[3]	Fu 等 ^[17]	Drews 等 ^[9]	Fu 等 ^[4]	Peng 等 ^[10]	本文方法
Driver	1.0534	1.5542	4.5311	4.4880	1.4968	4.5347	3.0989	4.9684
Coral 1	2.8302	3.8984	3.8950	4.9899	4.9336	4.7583	4.0351	5.0149
Coral 2	2.2667	2.2406	3.3705	4.1641	2.6349	3.2477	1.0717	3.6643
Ship	1.3828	1.3849	3.2177	3.7233	1.8939	3.9972	1.7053	4.5556
Fish	1.6745	1.3164	1.2781	4.0634	8.5040	4.3514	0.8435	4.3888
Coral 3	2.8895	2.9671	3.4889	4.3396	4.5882	5.1730	3.3302	4.9558
Coral 4	2.9606	2.9920	4.5434	4.9893	3.4645	4.7487	2.1794	4.7615
平均值	2.1511	2.3362	3.4750	4.3939	3.9308	4.4016	2.3234	4.6156

表 4 原始图像和增强图像的熵值

Table 4 Entropy values of original images and enhanced images

图像名	原始图像	He 等 ^[6]	Ancuti 等 ^[3]	Fu 等 ^[17]	Drews 等 ^[9]	Fu 等 ^[4]	Peng 等 ^[10]	本文方法
Driver	6.1736	6.1503	7.7434	7.7051	6.6934	6.7501	7.2786	7.7145
Coral 1	6.2327	6.9049	7.6725	7.7038	6.9011	6.8948	7.6902	7.6482
Coral 2	7.0212	7.0160	7.4569	7.5524	6.7361	7.5788	6.8942	7.3572
Ship	7.1902	7.1173	7.7200	7.5409	6.5816	7.5063	7.7462	7.5221
Fish	6.7076	6.8547	7.2877	7.6511	7.5248	7.1941	7.1736	7.6417
Coral 3	6.8009	6.9624	7.5838	7.6475	7.6106	7.3064	7.7238	7.6866
Coral 4	7.0610	7.0826	7.7250	7.6299	7.2975	7.5635	6.8189	7.7742
平均值	6.7410	6.8697	7.5985	7.6330	7.0493	7.2563	7.3322	7.6206

由表 1 可知,本文所提方法的时间性能一般,由于在去模糊之前进行了颜色校正处理,因此时间复杂度偏高,但是与 He 等^[6]的方法和 Peng 等^[10]的方法相比,消耗的时间仍处于同一数量级。由表 2 可知,本文所提方法对 7 幅原始图像增强后,图像 Driver,Coral 1,Coral 2,Ship,Coral 4 的 UCIQE 值比使用其他增强方法增强后高,并且平均 UCIQE 值也比其他方法高。由表 3 可知,本文所提方法对 7 幅原始图像增强后,图像 Driver,Coral 1,Ship 的 UIQM 值比使用其他增强方法增强后高;并且平均 UIQM 值也比其他方法高。同样由表 4 可知,本文所提方法对 7 幅原始图像增强后,平均熵值排名第二。

综合对表 1—表 4 的分析,从客观评价的层面上,与现有的水下图像增强方法相比,本文所提方法整体的增强性能更优。

为了说明本文所提方法具有较强的普适性,我们又使用了 300 幅水下图像^[21]进行实验。分别使用 UCIQE、UIQM 和熵值准则对原始图像和增强后的图像打分,得到 300 幅图像在不同质量评价准则下的平均值,结果如表 5 所列。由表 5 可知,本文所提方法的平均 UCIQE 值和平均 UIQM 值均排名第一,平均熵值排名第三。由此可见本文所提方法具有较强的普适性,对不同场景下的水下图像均能展现出较好的增强效果。

表5 原始图像和增强图像在不同质量评价准则下的平均值

Table 5 Average values of original image and enhanced images under different quality evaluation criteria

方法	UCIQE	UIQM	Entropy
原始图像	0.3981	0.2011	6.2915
He等 ^[6]	0.5388	2.5338	6.8295
Ancuti等 ^[3]	0.6023	3.3226	7.5977
Fu等 ^[17]	0.5867	3.8998	7.7464
Drews等 ^[9]	0.4949	2.8515	6.5506
Fu等 ^[4]	0.4891	3.5873	7.0508
Peng等 ^[10]	0.5805	2.4106	7.2410
本文方法	0.6642	4.1134	7.5621

3.3 消融实验

由于本文所提方法分为颜色校正和去模糊两个阶段,因此需要进行消融实验,以确定这两个步骤均对最终实验结果有促进作用。同样选用3.2节中的300幅水下图像进行消融实验。首先对300幅原始图像只进行颜色校正,使用UCIQE、UIQM和熵值准则对颜色校正后的图像打分,计算300幅图像在不同质量评价准则下的平均值,结果如表6所列。然后对300幅原始图像只进行去模糊处理,使用UCIQE、UIQM和熵值评价准则对去模糊后的图像打分,计算300幅图像在不同质量评价准则下的平均值,结果如表7所列。分别将表6和表7中的数据与表5中本文方法的数据进行对比,可以发现,对原始图像只进行颜色校正或只进行去模糊处理,其平均UCIQE值、平均UIQM值和平均熵值均小于对图像依次进行颜色校正和去模糊处理后的平均值。由此可见,颜色校正和去模糊两个步骤均对最终的实验结果起促进作用。

表6 颜色校正后的图像在不同质量评价准则下的平均值

Table 6 Average values of color-corrected images under different quality evaluation criteria

	UCIQE	UIQM	Entropy
颜色校正	0.6008	2.9716	6.9461

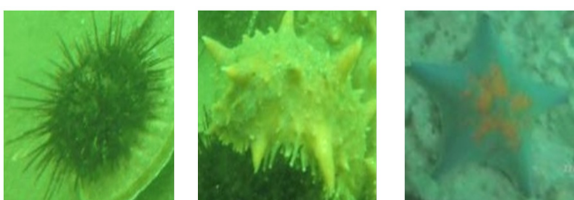
表7 去模糊后的图像在不同质量评价准则下的平均值

Table 7 Average values of dehazed images under different quality evaluation criteria

	UCIQE	UIQM	Entropy
去模糊	0.5388	2.5338	6.8295

3.4 实际应用

本文所提水下图像增强方法同样可以应用于实际的计算机视觉任务,如水下图像分类。我们收集了300幅水下图像,将其分为3个类别,分别为海胆、海参和海星(如图5所示),每个类别有100幅图像。



(a)海胆

(b)海参

(c)海星

图5 类别展示

Fig. 5 Category display

首先,我们使用 K 近邻算法对300幅原始图像进行图像分类,其中 K 取10。选取210幅原始图像作为训练集,90幅原始图片作为测试集。训练完成之后,测试集的归类精度如表8所列。其中,归类精度等于测试集中预测正确的数目除以总的测试集数目。

然后,我们分别使用He等^[6]提出的暗通道先验、Ancuti等^[3]提出的图像融合方法、Fu等^[17]提出的基于Retinex的方法、Drews等^[9]提出的水下暗通道先验方法、Fu等^[4]提出的“二步法”、Peng等^[10]提出的通用暗通道先验方法以及本文所提方法对300幅原始图像进行增强。同样使用 K 近邻算法对不同方法增强后的300幅图像进行分类, K 取10。选取210幅增强后的图像作为训练集,90幅增强后的图像作为测试集。训练完成之后,测试集的归类精度如表8所列。

表8 归类精度比较

Table 8 Classification accuracy comparison

方法	归类精度/%
原始图像	68.9
He等 ^[6]	77.8
Accuti等 ^[3]	73.3
Fu等 ^[17]	78.9
Drews等 ^[9]	78.9
Fu等 ^[4]	81.1
Peng等 ^[10]	75.6
本文方法	84.4

通过观察表8可知,使用本文所提方法对原始图像增强之后,归类精度大约提升了16%。而且与其他增强方法相比,本文所提方法对归类精度的提升效果更优。由此可见,本文所提方法可以作为水下图像分类的预处理步骤,能够有效地提高图像归类精度。

结束语 本文提出了一种基于颜色校正和去模糊的水下图像增强方法,其融合了颜色校正和去模糊两个阶段。在颜色校正阶段,使用对比度拉伸和伽马校正方法;在去模糊阶段使用暗通道先验进行去模糊处理。所提方法能有效增强图像质量,并且具有良好的主客观一致性。另外,所提方法还能作为水下图像分类的预处理步骤,能有效提升图像的归类精度。当然,该方法在颜色校正与去模糊阶段的反馈支撑上还存在不足,在下一步的工作中将进一步完善稳步递进的增强方法论。

参考文献

- [1] GUO J C, LI C Y, GUO C L, et al. Research progress of underwater image enhancement and restoration methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(3): 273-287.
- [2] IQBAL K, ODETAYO M, JAMES A, et al. Enhancing the low quality images using unsupervised colour correction method [C]//International Conference on Systems Man and Cybernetics. Istanbul: IEEE, 2010: 1703-1709.
- [3] 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, Providence, RI: IEEE, 2012: 81-88.
- [4] FU X Y, FAN Z, LING M. Two-step approach for single under-

- water image enhancement[C]//International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS). 2017.
- [5] GAO S B, ZHANG M, ZHAO Q, et al. Underwater image enhancement using adaptive retinal mechanisms[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2019, 28(11): 5580-5595.
- [6] HE K M, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [7] CHIANG J Y, CHEN Y C. Underwater Image Enhancement by Wavelength Compensation and Dehazing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1756-1769.
- [8] GALDRAN A, PARDO D, PICN A. Automatic Red-Channel underwater image restoration[J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2015, 26: 132-145.
- [9] DREWS-JR P, NASCIMENTO E, BOTELHO S, et al. Underwater depth estimation and image restoration based on single images[J]. *IEEE Comput. Graph. Appl.*, 2016, 36(2): 24-35.
- [10] PENG Y, CAO T, COSMAN P. Generalization of the dark channel prior for single image restoration[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2018, 27(6): 2856-2868.
- [11] LI C Y, GUO J, CONG R, et al. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior. *IEEE Trans. Image Process.*, 2016, 25(12): 5664-5677.
- [12] HUANG D M, WANG Y, SONG W, et al. Underwater image enhancement method using adaptive histogram stretching in different color models[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(5): 640-651.
- [13] BUCHSBAUM G. A spatial processor model for object colour perception[J]. *Franklin Inst.*, 1980, 310(1): 1-26.
- [14] JAFFE J S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1990, 15(2): 101-111.
- [15] MCGLAMERY B L. A computer model for underwater camera systems[C]//Ocean Optics VI. International Society for Optics and Photonics. 1980: 221-231.
- [16] HE K M, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [17] FU X Y, ZHANG P, HUANG Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//Proc. of IEEE Int. Conf. Image Process. 2014: 4572-4576.
- [18] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [19] PANETTA K, GAO K, AGAIAN S. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures[J]. *IEEE J. Ocean. Eng.*, 2015, 41(3): 541-551.
- [20] TAN S C, WANG S R, ZHANG X S, et al. Visual information evaluation with entropy of primitive[J]. *IEEE Access.*, 2018, 6: 31750-31758.
- [21] LIU R S, FAN X, ZHU M, et al. Real-world underwater enhancement: challenges, benchmarks, and solutions under natural light[J]. *arXiv:1901.05320v2*.



WEI Dong, born in 1997, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include underwater image enhancement and image quality evaluation.



LIU Hao, born in 1977, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include multimedia signal processing and intelligent sensing system.