

应用于水下机器人的快速深海图像复原算法

郭威^{1,3}, 张有波^{1,2*}, 周悦², 徐高飞¹, 李广伟¹¹中国科学院深海科学与工程研究所, 海南 三亚 572000;²上海海洋大学工程学院, 上海 201306;³中国科学院大学, 北京 100049

摘要 由于海水吸收和水中悬浮颗粒散射, 水下机器人通过人造光源获得的深海图像普遍存在模糊、色偏和清晰度低等问题。围绕深海图像快速精准复原所需解决的关键问题, 首先建立真实深海图像数据集, 分析深海图像的成像特点, 基于图像特征的统计结果提出一种线性景深模型, 然后通过有监督方法进行模型参数辨识, 最后根据景深模型分别快速估计出原始图像的传输地图和背景光, 进而有效避免累计误差, 实现深海图像的有效复原。实验结果表明, 所提算法在图像复原结果、有效性、质量和实时性指标上均优于同类算法, 在 Nvidia Jetson TX2 嵌入式设备上处理 600 pixel×800 pixel 大小的图像, 平均复原速度是 4 种优秀水下图像增强算法中最快的 3.08 倍。

关键词 图像处理; 深海图像; 人造光源; 景深模型; 图像复原; 嵌入式图像处理器

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0410002

Rapid Deep-Sea Image Restoration Algorithm Applied to Unmanned Underwater Vehicles

Guo Wei^{1,3}, Zhang Youbo^{1,2*}, Zhou Yue², Xu Gaofei¹, Li Guangwei¹¹*Institute of Deep-Sea Science and Engineering, Chinese Academy of Sciences, Sanya, Hainan 572000, China;*²*College of Engineering Science and Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;*³*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*

Abstract Due to the absorption of seawater and the scattering of suspended particles in water, the deep-sea image obtained by underwater robot through artificial light source is generally fuzzy, color deviation, and low resolution. Focusing on the key problems to be solved in the rapid and accurate restoration of deep-sea images, the data set of real deep-sea images is firstly established, and the imaging characteristics of deep-sea images are analyzed. Based on the statistical results of image features, a linear depth of field model is proposed. Then, the model parameters are identified by supervised method. Finally, according to the depth of field model, the transmission map and background light of the original image are estimated quickly, so as to effectively avoid cumulative error and achieve effective restoration of deep-sea images. Experimental results show that the proposed algorithm is superior to other algorithms in terms of image restoration results, validity, quality, and real-time performance. Processing 600 pixel×800 pixel image on Nvidia Jetson TX2 embedded device, the average restoration speed of the proposed algorithm is 3.08 times faster than the four outstanding underwater image enhancement algorithms.

Key words image processing; deep-sea image; artificial light source; depth of field model; image restoration; embedded image processor

收稿日期: 2021-04-30; 修回日期: 2021-07-20; 录用日期: 2021-08-20

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFC1521704)、海南省自然科学基金(2019RC260)、三亚市院地科技合作项目(2019YD01)

通信作者: *youbozhang616@163.com

1 引言

随着海洋探测向着更远、更深的海底继续发展,清晰、高分辨率的水下图像对于深海精准探测具有重要意义。水下机器人(UUV)因其具有活动范围广和自主性强等特点,被广泛应用于水下探测。与其他观测方法相比,在水下近距离观测物体的过程中,UUV 具有不可替代的优势^[1]。一方面,通过实时在线视频图像可以实现水下目标的跟踪与检测。另一方面,在线拍摄的视频图像可以本地存储,待 UUV 浮出水面进行提取,为进一步研究海洋提供资料支持。但是,由于海水对光的吸收和衰减、水中浮游生物和悬浮颗粒对光的反射和散射,以及 UUV 坐底和运动过程中产生的扬尘和气泡都会导致水下相机所采集的图像往往出现雾化、色偏和清晰度低等问题。

目前,水下清晰化技术主要分为两类。一类是基于水下成像机理,建立水下成像模型(IFM)以计算复原后的图像。另一类是不考虑水下成像机理,通过调整图像的像素值进行图像增强。不考虑水下成像模型(Free-IFM)的传统图像增强算法有白平衡、灰度世界、直方图拉伸、直方图均衡化、Retinex 和图像融合等^[2-3]。水下环境复杂多变,仅海水对光的吸收和衰减就会造成场景中的物体颜色发生不同程度的变化,而直接调整像素进行水下图像增强往往会限制增强效果。为了更好地复原水下图像,基于水下成像模型(Based-IFM)的图像增强算法被广泛研究。文献[4-5]基于 DCP(Dark Channel Prior)算法求出水下成像模型中的背景光(BL)和传输地图(TTM),并进行水下图像增强。为了避免红色通道对增强效果的影响,文献[6-8]基于蓝绿通道进行图像背景光估计。文献[9-10]基于最大像素先验(MIP)算法通过红绿蓝(RGB)三通道之间的差异估计传输地图和背景光。考虑自然光照下的水下场景可能受到人造光源的影响,Chiang 等^[11]提出基于波长补偿算法,通过去除水下场景中的人造光源来还原图像色彩。Peng 等^[12]基于模糊图像通过融合算法进行背景光和传输地图的估计。Song 等^[13]基于自然光照射下的水下图像提出适用多场景的统计模型,并进行背景光和传输图的优化。除经典的图像增强算法外,深度学习算法目前也被广泛应用于水下图像增强,主要研究有利用卷积神经网络(CNN)和生成对抗网络(GAN)来矫正图像颜色^[14-15],但是退化图像的真值图难以获得,使得深度学习算法的

鲁棒性通常低于传统算法,同时因神经网络在结构上的复杂性,使深度学习算法进行图像增强的耗时也更长^[16]。

然而,上述算法主要是针对在自然光或混合光源(水下场景中既有自然光,又有人造光源)照射下获得的水下图像提出的,这些算法无法满足在单一人工光源下获取的深海图像的增强要求。同时模型自身的过度复杂,导致其无法在 UUV 上实现快速的图像增强与复原。此外,现有的多数图像增强算法对于所研究的图像来源没有介绍,图像增强效果有限。

本文围绕 UUV 快速、精准复原深海图像需要解决的关键问题开展研究。针对原始图像数据不真实的问题,建立真实的深海图像数据集 RealWorld_Deepsea。针对现有图像增强算法不适用深海图像增强的问题,基于水下光和色彩衰减先验并结合数学统计方法提出一种线性景深模型。由线性景深模型快速求出深海图像的景深,结合水下成像模型可以有效纠正图像色偏以去除模糊,还原深海场景中物体的原有色彩以实现深海图像的复原。针对 UUV 快速复原图像的要求,基于线性模型和嵌入式图像处理器进行快速的深海图像复原。实验结果表明,所提算法在保证复原质量的同时,在 Nvidia Jetson TX2 嵌入式设备上对于 600 pixel × 800 pixel 大小的图像,平均复原速度是 4 种先进增强算法中最快的 3.08 倍,为 UUV 实现快速复原深海图像提供了一种可行的方法。

2 深海图像数据建立与成像建模

2.1 深海图像数据集建立

选择可靠、能够反映真实场景的图像是研究图像增强算法的第一步。目前,多数图像增强算法所使用的图像都是从网络上下载的水下相关图像数据,所研究的算法往往只能对所测试的数据集起到增强和复原的作用。文献[11,13,16]所使用的图像数据很少,且大多来自 Google image、Flickr.com 和 bubblevision.com 等网站,这些图像的真实性和可靠性无法得到保证,无法直接将这些数据用于深海图像的增强研究。文献[17-18]中用于增强研究的图像是在自然光和混合光源下拍摄的,其只能显示近海岸和浅水域水下环境,无法反映真实的深海场景,同样无法进行深海图像的增强研究。

UUV 的下潜深度往往超过 100 m,故需要携带人造光源进行照明,进而通过水下相机才能获取深

海图像。为了避免图像数据集对深海图像复原结果产生影响,本文建立了一个真实的深海图像数据集,用于深海图像增强算法的研究。数据集中的深海图像来自 HURLA (Hawaii Undersea Research Laboratory Archive)^[19] 和 VIDSSE (Detection videos of the Institute of Deep-sea Science and Engineering, Chinese Academy of Sciences)。HURLA 是一个开源的深海图像数据集,包含了大量的水下物种和海洋遗迹图片。该图像集是通过 UUV 在世界主要海域使用人造光源照射所拍摄的真实深海场景,每张图像都有详细的场景描述,并根据物体属性将其划分为不同的类别。本文根据不同的

物体类型和深海场景从 HURLA 中选取了 300 幅深海图像。为了进一步增加数据集的丰富性,本文对 VIDSSE 视频集中的视频进行关键帧图像截取,共选取了 700 张深海图像。VIDSSE 是 2017—2019 年,我国“深海勇士”号载人潜水器在印度洋和南海使用人造单光源进行深海探索的视频集合,视频中包括多种深海动物、地质和热液等场景。

如图 1 所示,HURLA 和 VIDSSE 数据集中的图像涵盖深海多个场景,这能够很好且真实地反映深海成像的特点,对研究深海图像恢复具有重要价值。将收集的 1000 张图像作为深海图像复原数据集,命名为 RealWorld_Deepsea。

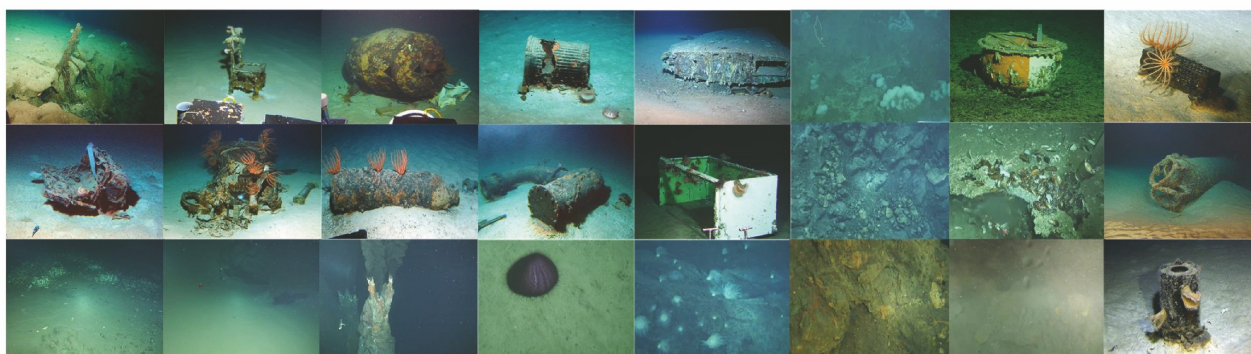


图 1 深海图像举例

Fig. 1 Examples of deep-sea images

2.2 深海成像模型

根据 Jaffe-McGlamery 提出的 IFM (Image Formation Model) 模型^[20],水下相机所获得的图像

可由直接传输、后向散射和前向散射三部分线性组成,如图 2 所示。水下相机与被拍摄物体往往距离较近,可以忽略前向散射所带来的影响,水下成像模

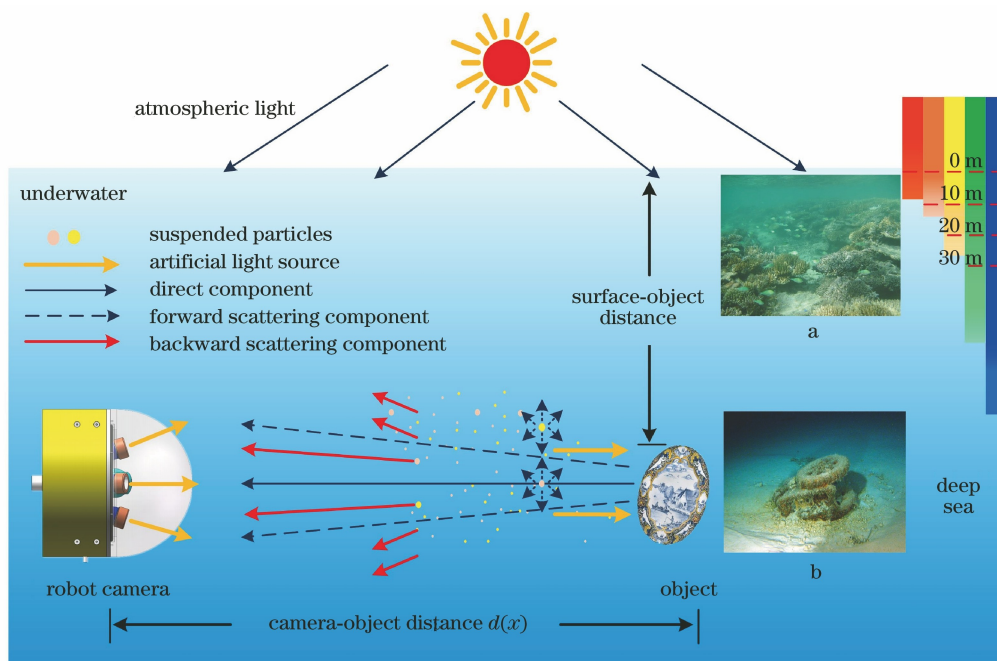


图 2 深海成像示意图

Fig. 2 Schematic of deep-sea imaging

型可表示为

$$I^c(x) = J^c(x)t^c(x) + B^c[1 - t^c(x)],$$

$$c \in \{R, G, B\}, \quad (1)$$

式中: x 为水下图像像素坐标; $I^c(x)$ 为水下相机所获得的实际图像; $J^c(x)$ 为复原后的图像; B^c 对应 R 、 G 和 B 三通道各自的背景光; $t^c(x)$ 为三通道对应的传输地图, $t^c(x)$ 描述的是场景物体反射光中没有被散射或吸收到达相机的场景光, 表达式为

$$t^c(x) = \exp[-\beta(\lambda)d(x)] = N_{\text{nrer}}^{d(x)}(\lambda), \quad (2)$$

式中: $\beta(\lambda)$ 为光谱体积衰减系数; $d(x)$ 为水下场景与相机的距离; $N_{\text{nrer}}(\lambda)$ 为标准化残余能量比, 表示光在水中传输单位距离后光能量的衰减值, 其值只与光的波长 λ 有关, $N_{\text{nrer}}(\lambda)$ 在一级海洋水标准中^[11]满足

$$N_{\text{nrer}}(\lambda) = \begin{cases} 0.80-0.85, & \text{if } \lambda = 650-750 \mu\text{m} \\ 0.93-0.97, & \text{if } \lambda = 490-550 \mu\text{m}, \\ 0.95-0.99, & \text{if } \lambda = 400-490 \mu\text{m} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $650 \sim 750 \mu\text{m}$ 波段属于 R 通道; $490 \sim 550 \mu\text{m}$ 波段属于 G 通道; $400 \sim 490 \mu\text{m}$ 波段属于 B 通道。

图 2 中的图像 a 为自然光照射下获得的水下图像, 图像背景偏绿色, 整体色调没有较大差别, 图像前景和背景在亮度上相差较小, 水中生物对自然光的吸收和散射会导致图像出现雾化。图 2 中的图像 b 为单一人造光源照射下获得的深海图像, 图像整体色调不统一, 图像前景在光照下表现出高亮度的白色, 中心物体因海水对光的吸收和散射而显得模糊, 背景因光照范围有限表现出亮度较低, 处于光照和非光照的背景边缘区域呈现出深蓝色和黑色。通过对比可以发现, 深海图像与自然光下获得的水下图像在亮度和色调上存在较大的差异。

3 深海图像复原研究

3.1 传统增强算法失效分析

DCP 算法首次提出是用于去除在陆地环境下拍摄的图像中的模糊, 水下图像的成像特点与大气成像相似, 因此 DCP 算法也被广泛应用于水下图像去雾研究。DCP 算法假设在一幅非天空的室外图像中至少有一个通道的局部区域具有非常小的像素值, 并将该通道定义为暗通道, 具体表示为

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} [\min_c J^c(y)], \quad c \in \{R, G, B\}, \quad (4)$$

式中: $\Omega(x)$ 为以像素 x 为中心的滑动窗口; $J^c(y)$

为输入图像 y 的某一个通道, 根据统计结果可知暗通道趋于 0^[21], 即 $J^{\text{dark}}(x) = 0$ 。虽然水下图像的成像特点与大气成像相似, 但是由于海水对光的选择性吸收, 红光在水中会被快速吸收。DCP 算法基于 RGB 三通道估计得到的背景光将存在误差, 使用带有误差的背景光估计传输地图, 会使误差进一步变大, 不能完成深海图像复原。

为了提高背景光的估计准确性, Drews 等^[8]提出 UDCP(Underwater DCP)算法只通过 GB 通道进行背景光估计, 其增强求解过程为 $J^{\text{dark}}(x) \rightarrow B^c \rightarrow t^c(x) \rightarrow J^c(x)$ 。首先基于暗通道估计背景光, 表达式为

$$B^c = I^c \{ \arg \max_x [I_c^{\text{dark}}(x)] \}, \quad c' \in \{G, B\}. \quad (5)$$

然后将(1)式变形, 在等式两边除以(5)式获得的背景光并进行最小滤波, 可得

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_c \left[\frac{I^c(y)}{B^c} \right] \right\} = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_c \left[\frac{J^c(y)}{B^c} t^c(x) \right] \right\} + 1 - \tilde{t}^c(x), \quad (6)$$

式中: $\tilde{t}^c(x)$ 为经过滤波后的传输地图。通过(4)式和(6)式可以获得传输地图 $t^c(x) = 1 -$

$\min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_c \left[\frac{I^c(x)}{B^c} \right] \right\}$ 。由深海成像特点可知, 人造光源照射下的深海图像会带有明亮的前景, UDCP 算法会将图像明亮的前景误认为是遥远的背景, 从而获得错误的背景光。同样带有误差的背景光会使求出的传输地图误差进一步扩大。

为了避免背景光估计误差对传输地图的影响, Carlevaris-Bianco 等^[10]提出 MIP 算法, 由红色与蓝绿色通道的最大差异值 $D_{\text{Diff}}(x)$ 进行图像传输地图估计, 表达式为

$$D_{\text{Diff}}(x) = \max_{y \in \Omega(x)} [I^R(y)] - \max_{y \in \Omega(x)} \{ I^G(y), I^B(y) \}. \quad (7)$$

MIP 算法增强水下图像的求解顺序依次为 $D_{\text{Diff}}(x)$ 、 $t^c(x)$ 、 B^c 和 $J^c(x)$ 。根据最大差异值计算传输地图 $t^c(x) = D_{\text{Diff}}(x) + 1 - \max_x [D_{\text{Diff}}(x)]$, 由传输地图可得背景光 $B^c = I^c \{ \arg \min_x [t^c(x)] \}$ 。人造光源照射下水下图像的前景亮背景暗, 图像红色与蓝、绿色通道的最大差异非常相似^[12], 无法获得准确的传输地图, 故 MIP 算法同样不能实现深海图像增强。

如图 3 所示, DCP 算法和 UDCP 算法将深海图像明亮的前景认为是图像背景, 从而获得错误的背

景光,复原后的图像变暗,物体清晰度低于原图;MIP 算法获得的深海图像传输地图无法反映真实的深海场景信息,估计的背景光误差较大,复原后的

图像严重失真。图 3 中第一行为传输地图,第二行为复原后的图像,传输地图中的点为估计的背景光位置,数据表示 RGB 像素归一化后的结果。

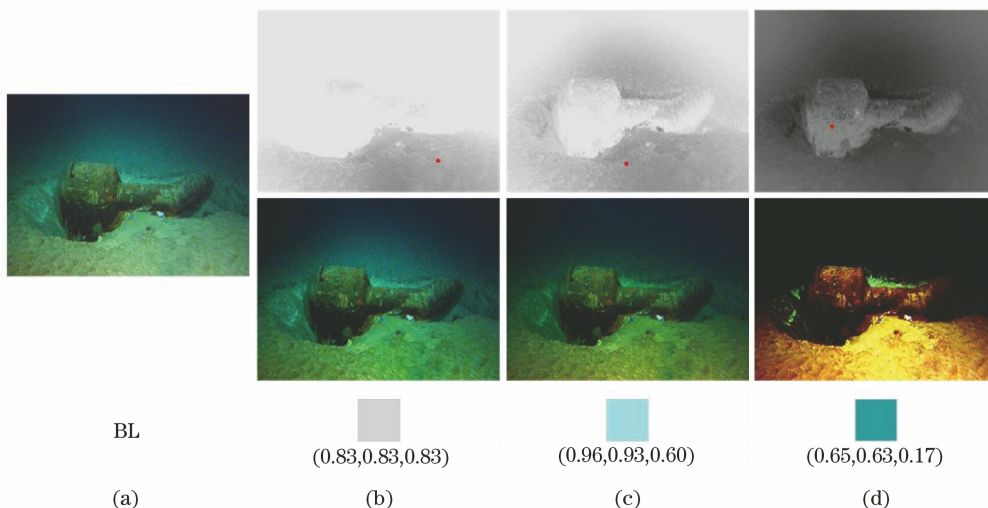


图 3 深海图像在不同算法下的复原举例。(a)原始图像;(b) DCP 算法;(c) UDCP 算法;(d) MIP 算法

Fig. 3 Examples of deep-sea image restoration under different algorithms. (a) Original image; (b) DCP algorithm; (c) UDCP algorithm; (d) MIP algorithm

3.2 深海图像景深相关性统计分析

如图 2 中的图像 a 和图像 b 所示,人脑可以快速判断出一幅水下图像的远景和近景,图像中蕴含的某些特定属性应该也可以反映出图像的景深信息。

受该现象的启发,本文从 RealWorld_Deepsea 数据集中随机选取一张深海图像进行图像近景、中景和远景区域的划分,在指定景深区域随机提取 $40 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$ 大小的局部图像,如图 4(a)所示。对每个局部图像的饱和度、亮度及红色与最大蓝绿色通道差异值(Mr-Mgb)进行计算。饱和度通常用来描述图像颜色的纯净程度,单一颜色光的饱和度最高,当掺入的白光越多时,图像的饱和度越

低。当使用人造光源照射水下物体时,水下场景中前景白光增多,则对应的饱和度降低。亮度是描述颜色明亮程度的属性,深海图像中明亮的前景相对于光线较弱的远景具有更高的亮度。海水对光的吸收是选择性吸收,在水下红光衰减快,而蓝绿光衰减慢,随着景深的增加,红光衰减得越来越快,红光分量与蓝绿光分量的差值也越来越大。将图 4(a)中提取的局部图像计算结果绘制成柱形图如图 4(b)所示,可以看到随着景深的变大,图像的饱和度越来越高,亮度逐渐降低,红色与最大蓝绿色通道的差异值随着景深的变大而增加,实验结果与理论分析吻合。

为避免偶然现象的发生,本文从 RealWorld_Deepsea 数据集中随机挑选出 100 张深海图像,进

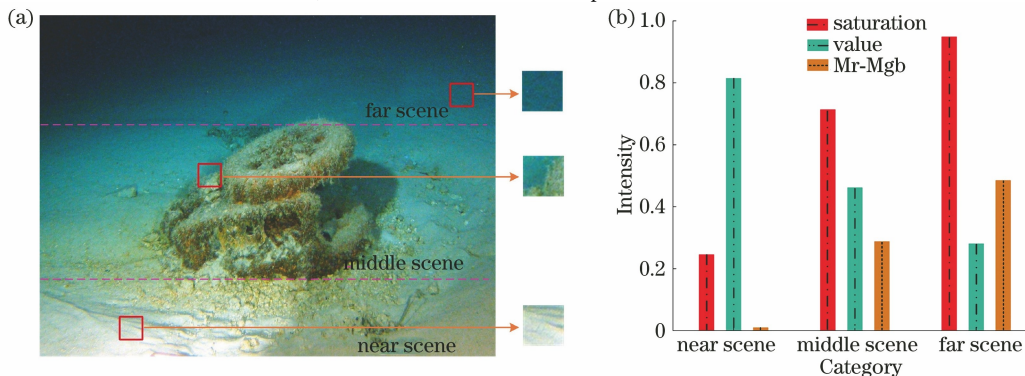


图 4 水下场景的景深相关性研究。(a)原始深海图像景深划分;(b)深海图像近、中和远景相关指标的统计结果

Fig. 4 Correlation study of depth of field in underwater scene. (a) Depth of field division of original deep-sea image; (b) statistical results of near, middle, and far scene related indicators of deep-sea images

一步验证图像景深与其饱和度、亮度以及红色与最大蓝绿色通道差异值的关系。RealWorld_Deepsea 数据集中的数据来源 HURLA 数据集和 VIDSSE 数据集。HURLA 数据集中的图片表现为近景亮度高和饱和度低以及远景亮度低和饱和度高的分布规律。VIDSSE 数据集是采集的深海视频,UUV 在进行水下探测的过程中速度往往较慢,所以采集的视频中帧间图像会存在很高的相似性,因为截取是人为加机器操作,所获得的 700 张图像中仍可能会存在相似性很高的图像。为平衡两个数据源自身带来的统计误差以及增加统计数据的客观性,随机选择 100 张图像进行相关性分析,因为数据同源,根据基于统计学中样本估计总体的思想,所以在随机小样本和总体样本下得到的数据分布规律是一致的,故本文从数据集中随机选取 100 张图像进行相关性统计,可以保证实验结果的可靠性。

为便于实验统计,定义相关符号。 $\varphi = \{1, 2, \dots, i, \dots, 100\}$ 表示 100 张深海图像集合,根据人造光源照射方向的不同,对 φ 中的图像进行景深区域划分,在划定的区域上随机提取指定大小的局部图像。 $P_{n,i}$ 、 $P_{m,i}$ 和 $P_{f,i}$ 分别表示 φ 中第 i 张图像的近景、中景和远景区域上的局部图像。局部图像的饱和度、亮度以及红色与最大蓝绿色通道差异值分别定义为 $S_r(x) = \{S_{P_{r,1}}(x), \dots, S_{P_{r,i}}(x), \dots, S_{P_{r,100}}(x)\}$ 、 $V_r(x) = \{V_{P_{r,1}}(x), \dots, V_{P_{r,i}}(x), \dots, V_{P_{r,100}}(x)\}$ 和 $M_r(x) = \{M_{P_{r,1}}(x), \dots, M_{P_{r,i}}(x), \dots, M_{P_{r,100}}(x)\}$,其中 $r \in \{n, m, f\}$ 表示近景、中景和远景,具体统计结果如图 5 所示。

图 5 为随机挑选 100 张深海图像的三种属性统计结果所呈现的随机分布曲线。如图 5(a)所示,随着景深的增加,图像远景的饱和度始终保持最大,近景的饱和度最低处于最内圈,中景的饱和度分布在二者之间;如图 5(b)所示,随着景深的变大,图像亮度逐渐降低;如图 5(c)所示,红色与最大蓝绿色通道差异值随着景深的变大,两者之间的差值也越来越大。图 5 中个别图像的计算结果与整体趋势不一样,这是因为从数据集中随机抽取的样本与总体有差异,属于统计学中常见的抽样误差现象。这里的随机抽取样本表示从指定景深区域选择局部图像的位置,而总体则为指定的景深区域。

3.3 深海图像线性景深模型建立

基于 3.2 节的统计结果与分析,可以得出 $s_d(x) \propto S(x) \propto M(x) \propto 1/V(x)$,其中 \propto 为正相关符号, $s_d(x)$ 为本文提出的线性景深模型图(SDM)。

为了保证图像景深能够保留原始图像的边缘和轮廓信息,以及确保图像关键特征不会丢失,本文提出的线性景深模型图可表示为

$$s_d(x) = u_0 + u_1 S(x) + u_2 V(x) + u_3 M(x), \quad (8)$$

式中: $x = (u, v)$,其中 u 和 v 分别为像素 x 在图像中的坐标值; u_1 、 u_2 和 u_3 分别为 $S(x)$ 、 $V(x)$ 和 $M(x)$ 的系数; u_0 为线性未知系数。梯度通常用来描述数据变化的快慢,图像梯度反映的是图像轮廓的变化情况。对(8)式求梯度可得

$$\nabla s_d = u_1 \nabla S + u_2 \nabla V + u_3 \nabla M, \quad (9)$$

式中: ∇ 为梯度符号。由(9)式可知,将景深模型设定为线性可以保证原始深海图像的边缘和轮廓特征不会丢失。将原始深海图像转换到 HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间中可以快速求出图像的饱和度 $S(x) = (P_{\text{HSV}}[:, :, 1])/255$ 和亮度 $V(x) = (P_{\text{HSV}}[:, :, 2])/255$,式中 P_{HSV} 为颜色空间转换后的深海图像, $[:, :, 1]$ 和 $[:, :, 2]$ 分别表示选取 HSV 颜色空间中的饱和度和亮度。对原始输入图像进行通道分离可以得到红色与最大蓝绿色通道差异值 $M(x) = I^R(x) - \max\{I^G(x), I^B(x)\}$ 。

为计算出(8)式中的系数,本文采用有监督学习方法进行模型参数的学习。有监督学习的最大特点是已知输入样本的标签,即输入的目标有唯一确定的类别。基于(8)式,本文所提模型的参数求解可以通过线性回归和最小二乘法获得,对(8)式进行变形,表达式为

$$s_{d,i}(x) = u_0 + u_1 S_i(x) + u_2 V_i(x) + u_3 M_i(x), \quad (10)$$

式中: $S(x)$ 、 $V(x)$ 和 $M(x)$ 变形后的参数,矩阵大小均为 $m \times n$ 。

由(10)式可知,若要获得景深模型参数,需要明确数据集中每张图片的景深图。本文采用如下方式进行图像景深的获取:首先,以文献[12]的景深模型作为参考,对 RealWorld_Deepsea 数据集中的每张图像进行景深计算;然后,将计算得到的每张 SDM 与其对应的原始图像进行对比,手动选择出 100 张最准确的场景深度图;最后,为了更加准确地通过深度图反映出图像中的场景远近关系,使用引导滤波器^[22]对初选的 SDM 进行进一步细化,如图 6 所示,将修复后的深度图作为线性景深模型有监督学习的标签,其对应的原始图像作为训练集。

本文通过有监督学习训练后获得的模型参数如表 1 所示。

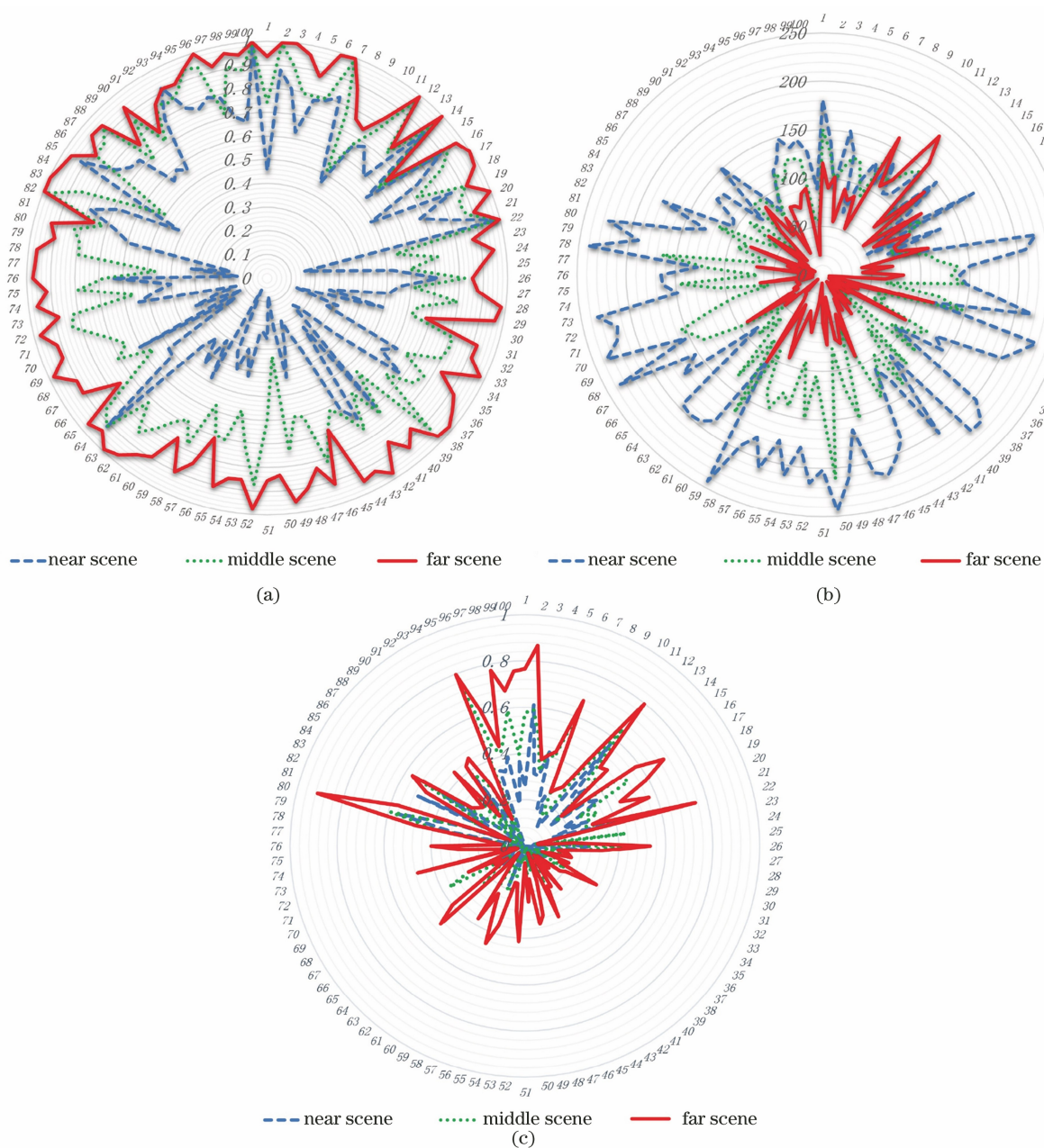


图 5 深海图像场景的景深相关性指标统计。(a)饱和度;(b)亮度;(c)红色与最大蓝绿色通道的差异
 Fig. 5 Depth of field correlation index statistics of deep-sea image scenes. (a) Saturation; (b) brightness; (c) difference between red and maximum blue-green channels

表 1 景深模型系数

Table 1 Coefficient of depth of field model

Coefficient	u_0	u_1	u_2	u_3
Value	2.862130125	0.401662315	-3.565827900	-1.535251780

为了进一步验证模型的准确性,本文从定性和定量两个方面来检验所提模型的合理性。

3.3.1 定性验证

海水对光的选择性吸收会导致水中红光衰减快于蓝绿光,随着光源与水下场景距离的增加,红光的衰减速度会越来越快,图像中 $I^R(x) <$

$\max\{I^G(x), I^B(x)\}$, 即 $M(x) < 0$ 。根据(8)式可知, u_3 为负数,当 $M(x)$ 变大时, $s_d(x)$ 变大, $u_1 > 0$, $u_2 < 0$; 当 $S(x)$ 增加时, $s_d(x)$ 增加; 当 $V(x)$ 增加时, $s_d(x)$ 减少。一幅图像由 RGB 颜色空间转换到 HSV 色彩空间,通过向量运算可以得出,图像中 $S(x)$ 与 $V(x)$ 互斥,即二者之间的变化趋势是相反

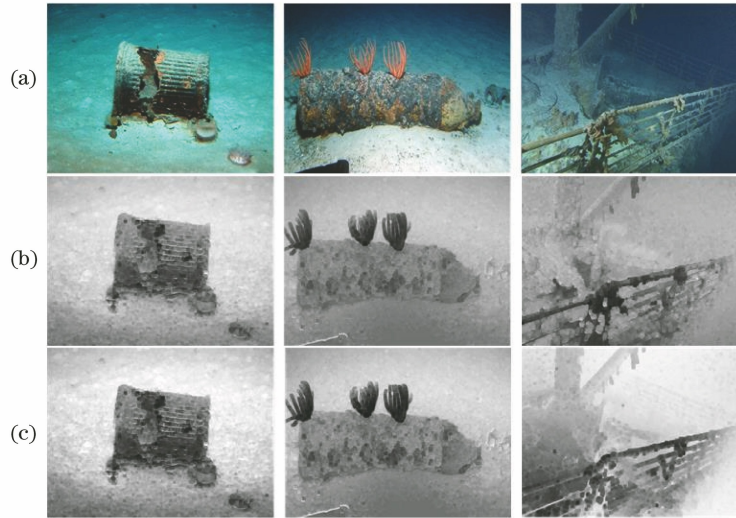


图 6 深海图像的训练样本标签生成过程。(a)原图;(b)初步深度图;(c)修复后的深度图

Fig. 6 Process of generating training sample labels for deep-sea images. (a) Original image; (b) preliminary depth map; (c) depth map after restoration

的^[23]。由此可见,本文景深模型满足设定要求。

3.3.2 定量验证

统计学中通常用相关系数表示两个变量之间的相关程度,本文选用 PCC (Pearson Correlation Coefficient)对深海图像景深、 $S(x)$ 、 $V(x)$ 及 $M(x)$ 进行相关性研究。PPC 的取值范围为 $[-1, 1]$,数值越大表示二者之间的相关性越强,正数为正相关,负数为负相关,表达式为

$$r_{\text{PCC}} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}, \quad (11)$$

式中: X 和 Y 为两个任意变量; \bar{X} 和 \bar{Y} 为相应变量的平均值。根据(11)式求得 $S(x)$ 、 $V(x)$ 和 $M(x)$ 的PPC分别为0.777614、-0.577953和0.502052。由PPC可知,深海图像景深与其自身三种属性呈相关性分布,故本文所提模型是合理的。

3.4 基于景深的背景光估计

背景光反映的是深海图像上最远点,即远景区域上的光照情况。图像景深可以很好地反映出水下场景中物体的远近程度,即深海图像上的最远点对应其景深图上的像素最大值点。基于以上分析,本文利用深海景深图进行原始图像背景光的估计。如图7(a)所示,直接选取景深图上最大像素值坐标作为背景光位置,即 $B_m^c = I^c(P_u, P_v)$,其中 $(P_u, P_v) = \arg \max_x [s_d(x)]$ 表示景深图上最大像素处的坐标, u 和 v 分别表示最大像素点在原始图像上的横纵坐标。

水下实际环境复杂多变,只考虑景深图中的最大

像素点会造成背景光估计不准确。为了准确地估计出场景背景光,本文通过选取景深图中前0.1%最大像素值作为背景光位置候选集 R ,如图7(b)所示, $R = \{P_{uk}, P_{vk}\} = \arg \max_{x \in p_{0.1\%}} [s_d(x)]$, $p_{0.1\%}$ 为景深图中前0.1%最大像素值的最大像素集合, $k \in \{0, 1, 2, \dots, |p_{0.1\%}|\}$, $|p_{0.1\%}|$ 为景深图中0.1%像素的数量规模,集合 R 中共有 $|p_{0.1\%}|$ 个位置坐标值。将 R 中的位置坐标映射到原始图像上,得到对应像素集 T ,选择像素集 T 中最大像素值作为最终估计的背景光,即

$$B^c = I^c[\max(T)]. \quad (12)$$

3.5 基于景深的传输地图估计

根据(2)式,若求出图像各个通道的传输地图,则必须获得水下相机与被拍摄场景之间的距离。而由(8)式得到的景深是反映图像上最近点和最远点之间的深度信息,不能直接代入(2)式进行计算。为了确定图像上每个场景点与相机之间的绝对距离,首先需要计算出图像上最近点与相机之间的距离。最近点距离的计算公式为

$$d_0 = 1 - \max_{x,c} \left[\frac{|B^c - I^c(x)|}{\bar{B}^c} \right],$$

$$\bar{B}^c = \max\{1 - B^c, B^c\}, d_0 \in [0, 1]. \quad (13)$$

根据求出的背景光和原始图像,可以计算出水下场景最近点与相机之间的距离。将最近点距离与图像景深相加,再乘以距离转换系数可得实际水下场景与相机之间的距离 $d_f(x)$,即

$$d_f(x) = D_\infty \times [s_d(x) + d_0], \quad (14)$$

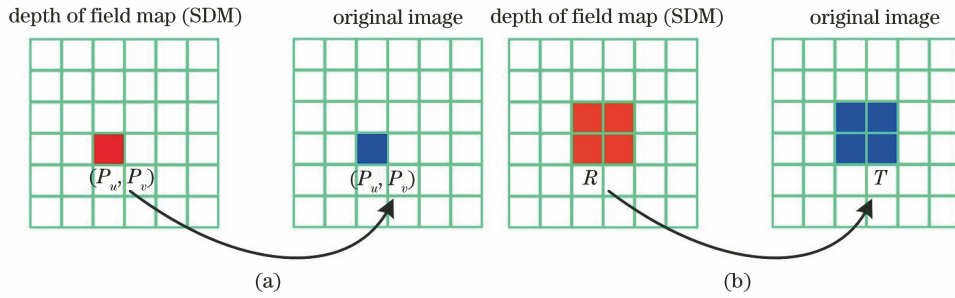


图 7 基于景深的背景光估计。(a)最大值估计背景光;(b)前 0.1%最大值估计背景光

Fig. 7 Background light estimation based on depth of field. (a) Background light estimated by maximum value; (b) background light estimated by the first 0.1% maximum value

式中: D_∞ 为将由图像计算出的相对距离转换为实际距离的转换常数。参考文献[12-13],通过大量实验结果比较,本文将 D_∞ 设为 9。深海海水较为清澈,根据(3)式取各通道经验值的中值作为 RGB 三通道标准化残余能量比,即 $N_{Nrer}(R)=0.825, N_{Nrer}(G)=0.950, N_{Nrer}(B)=0.970$ 。为了使传输地图更加准确地反映出深海场景特征,对计算出的传输地图进行导向滤波保边处理, $G(x)$ 为导向滤波函数,表达式为

$$\begin{cases} t^R(x) = G[0.825^{d_i(x)}] \\ t^G(x) = G[0.950^{d_i(x)}] \\ t^B(x) = G[0.970^{d_i(x)}] \end{cases} \quad (15)$$

3.6 基于景深的深海图像复原

由(12)式和(15)式获得输入图像的背景光和

传输地图后,将它们代入(1)式可以得到复原后的深海图像。由(2)式可知,传输地图是一个关于距离的指数函数,随着 $d_i(x)$ 的增大, $t^c(x)$ 会逐渐减小。当 $t^c(x)$ 过小时,原始输入图像将出现过度增强和失真现象。为了防止上述现象的发生,根据 $t^c(x) \in (0, 1)$, 对其进行经验范围截取,可得

$$t_i^c(x) = \min\{\max\{t^c(x), 0.1\}, 0.9\}, \quad (16)$$

式中: $t_i^c(x)$ 为每个通道的传输地图。由最终的背景光和传输地图,即可获得复原的深海图像,即

$$J^c(x) = \frac{I^c(x) - B_i^c}{t_i^c(x)} + B_i^c, \quad (17)$$

式中: B_i^c 为每个通道的背景光。基于景深的深海图像复原的具体流程如图 8 所示。

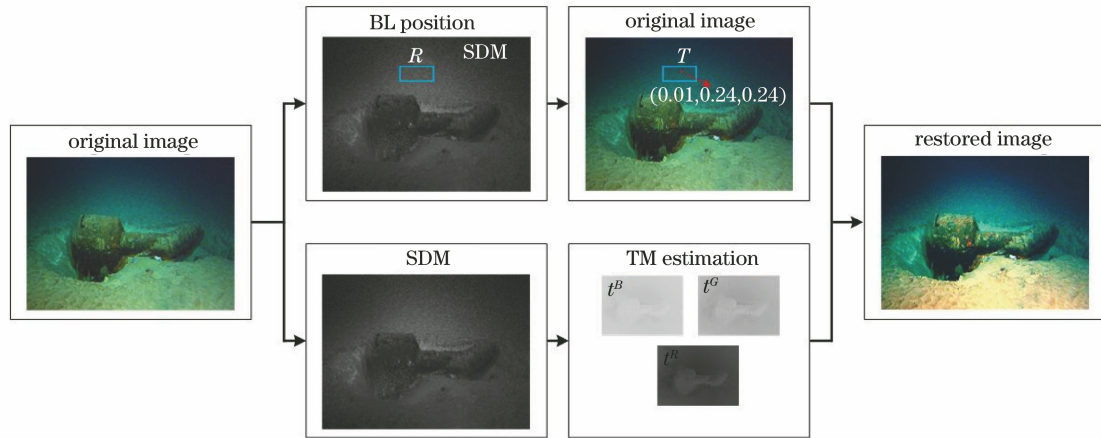


图 8 深海图像复原算法的流程

Fig. 8 Process of deep-sea image enhancement algorithm

如图 8 所示,当原始深海图像输入到复原模型中时,首先基于(8)式和表 1 中的系数可以快速求出输入图像所对应的景深图。然后根据景深图上像素的亮暗程度来表示场景的远近关系,通过景深图映射在原始图像上获得估计的背景光候选范围,选择候选区中像素最大的像素点作为背景光位置。同

时,通过景深图分别计算出输入图像三个通道的传输地图,为了保证所得各通道传输地图可以正确地表示深海图像场景信息,对各通道深海图像进行导向滤波处理。最后将获得的背景光和传输地图代入(17)式,可以获得深海复原图像。

4 图像复原结果与分析

4.1 图像复原结果对比

为了进一步验证所提算法可以有效实现深海图

像的增强,将所提算法与 UDCP 算法、MIP 算法、Peng^[12]提出的算法和 Song^[13]提出的算法进行对比,如图 9 所示,每列图片从上往下依次为 Img 1、Img 2、Img 3 和 Img 4。

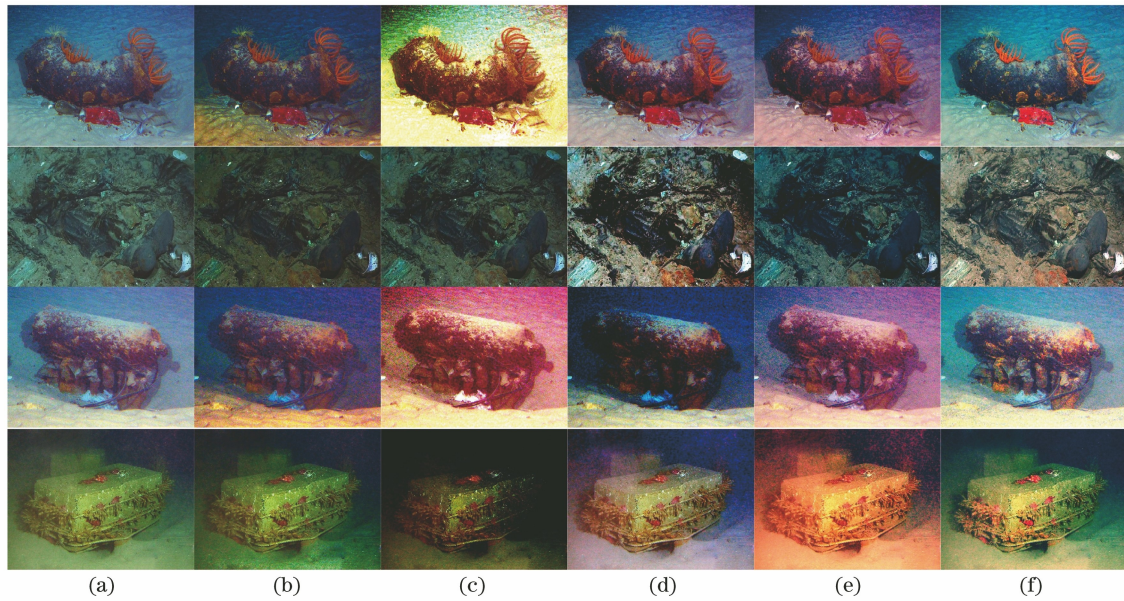


图 9 不同算法的增强结果。(a)原图;(b)UDCP 算法;(c)MIP 算法;(d)文献[12];(e)文献[13];(f)所提算法
Fig. 9 Enhancement results of different algorithms. (a) Original images; (b) UDCP algorithm; (c) MIP algorithm; (d) Ref. [12]; (e) Ref. [13]; (f) proposed algorithm

由图 9 实验结果可知,UDCP 算法处理后的深海图像带有明显的光晕现象,色彩增强过度,图像局部出现失真;MIP 算法对人造光源照射所带来的明亮前景进行错误增强,图像失真严重;文献[12]将图像较暗的背景错误增强,图像整体颜色变深,背景变蓝;文献[13]没有正确地进行红色通道纠正,图像整

体偏红,失真现象最严重。为了更好地对比所提算法复原图像的效果与对比算法的区别,对实验的图像进行局部放大比较,结果如图 10~11 所示。

如图 10 所示,从局部放大图可以看出,在所提算法下原图像中物体上的物体颜色可以得到有效复原,物体整体清晰度增加,细节更加明显。

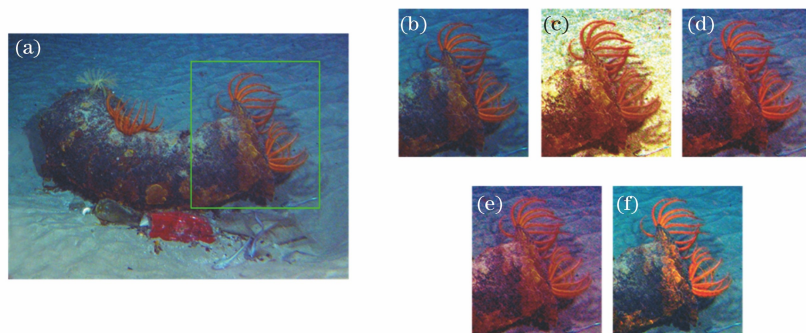


图 10 Img 1 图像的放大比较。(a)原图;(b)UDCP 算法;(c)MIP 算法;(d)文献[12];(e)文献[13];(f)所提算法
Fig. 10 Img 1 image magnification comparison. (a) Original images; (b) UDCP algorithm; (c) MIP algorithm; (d) Ref. [12]; (e) Ref. [13]; (f) proposed algorithm

如图 11 所示,从局部放大图可以看出,在所提算法修复下,原始图像可以实现良好的去雾效果,图像整体亮度增加,原图中动物与植物的颜色和细节变得

鲜艳和清晰。与其他增强算法相比,所提算法可以纠正深海图像色偏,去除模糊,还原深海场景中物体的原有色彩,更好地实现多场景下的深海图像复原。

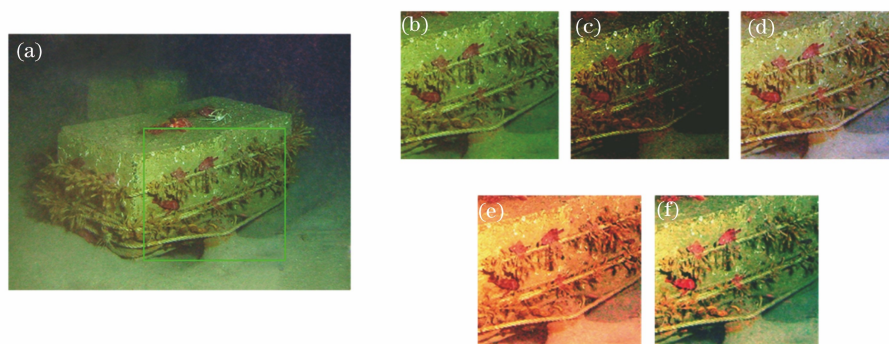


图 11 Img 4 图像的放大比较。(a)原图;(b)UDCP算法;(c)MIP算法;(d)文献[12];(e)文献[13];(f)所提算法
Fig. 11 Img 4 image magnification comparison. (a) Original images; (b) UDCP algorithm; (c) MIP algorithm;
(d) Ref. [12]; (e) Ref. [13]; (f) proposed algorithm

4.2 复原图像有效性分析

深海图像增强的目的是提高 UUV 探测的准确性,深海图像中物体特征越明显,被探测到的可能性就越大。为了进一步验证所提算法的有效性,即增强后的图像不会丢失特征信息,本文使用加速稳健特征(SURF)对增强前后的图像进行特征点匹配,

根据匹配的特征点个数进行算法的有效性评价。

如图 12 所示,增强后的图像特征点匹配数量明显增多,图像特征点越多,表明场景中的物体特征越明显,在实际水下探测中被探测到的可能性就越大,同时也进一步说明所提算法复原后的图像不会丢失原始图像上的特征信息,特征点对比如表 2 所示。

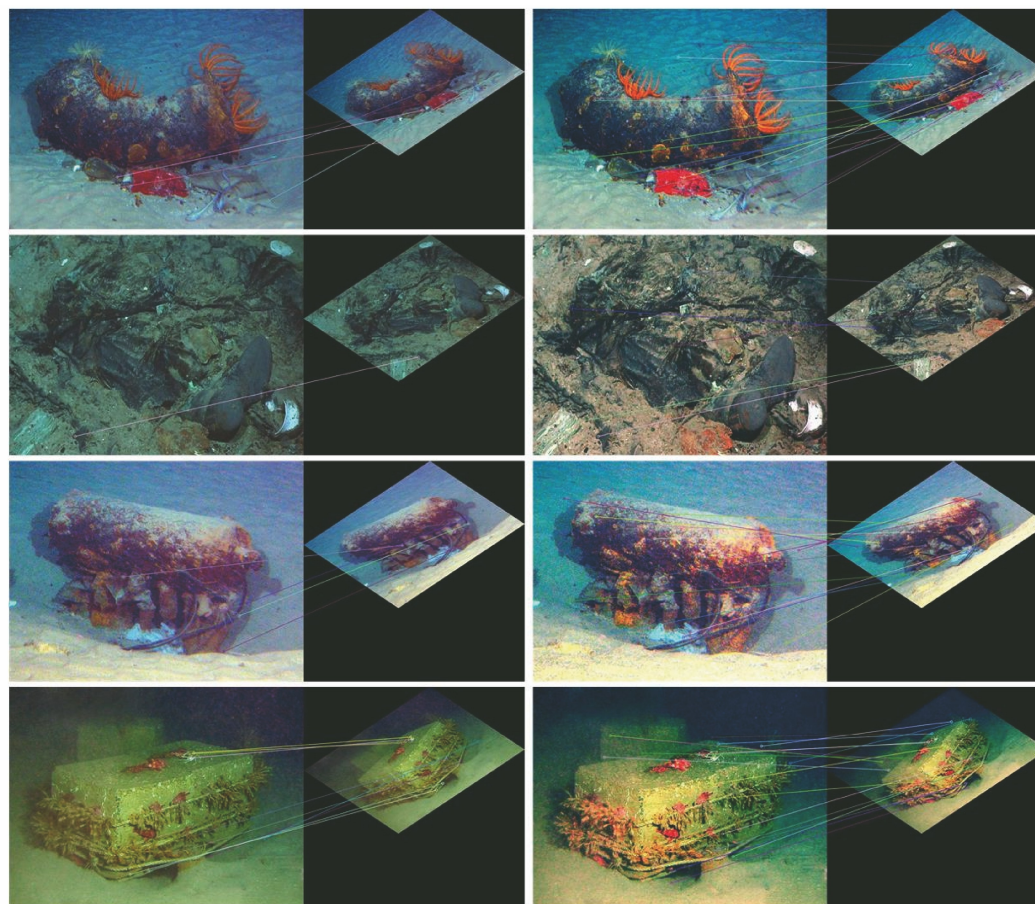


图 12 增强前后的特征点匹配结果

Fig. 12 Matching results of feature points before and after enhancement

表 2 图像增强后特征点匹配数量的对比

Table 2 Comparison of number of feature points matching after image enhancement

Img	Original image	Enhanced by proposed algorithm
1	5	17
2	1	5
3	4	13
4	9	16

为了进一步表示所提算法增强后的有效性及其与对比算法的区别,对 4 种算法的增强结果进行特征点匹配,匹配结果如图 13 和图 14 所示。

具体特征点的统计如表 3 所示。

表 3 对比算法图像增强后的特征点匹配数量

Table 3 Number of feature points matching after image enhancement by contrast algorithm

Img	DCP algorithm	MIP algorithm	Ref. [12]	Ref. [13]
1	10	3	5	4
2	1	3	4	1
3	7	4	2	2
4	10	2	5	5

将表 3 的结果与表 2 相比,可以得出所提算法可以更加有效地实现深海图像复原。

4.3 复原图像质量定量分析

为了更加客观地对测试结果进行图像质量评价,本文选取均方差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)和信息熵(ENTROPY)作为图像质量评价指标。MSE 反映的是增强后图像与原始输入图像的累计平方差异,数值越小,说明图像增强效果越好;PSNR 反映的是最大值信号和背景噪音之间的关系,数值越大,表明图像保留越多的有效信息;SSIM 用来表示图像增强前后的相似度,数值越大,表示两幅图像的相似度越高;ENTROPY 表示一幅图像中含有信息量的多少,数值越大,表示图像含有的信息量越多,图像质量越好。不同算法的图像增强结果定量分析结果如表 4 所示。

根据表 4 的定量分析结果可得,所提算法在多项指标上优于对比的水下图像增强算法,能够更好地实现深海图像复原。

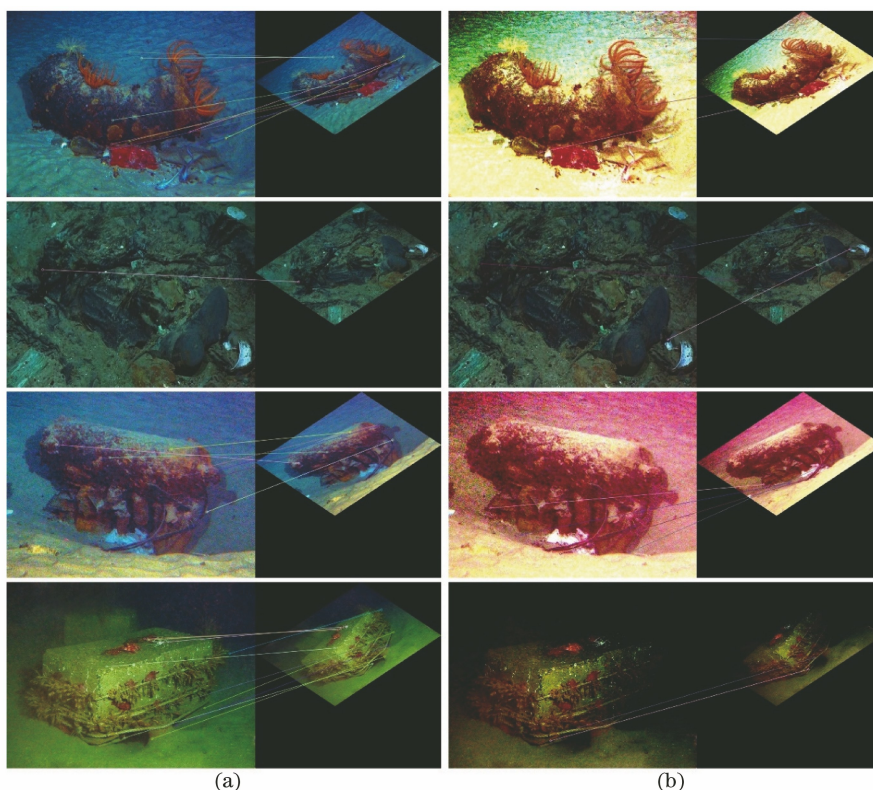


图 13 不同算法增强后的特征点匹配结果。(a) DCP 算法;(b) MIP 算法

Fig. 13 Feature point matching results enhanced by different algorithms. (a) DCP algorithm; (b) MIP algorithm

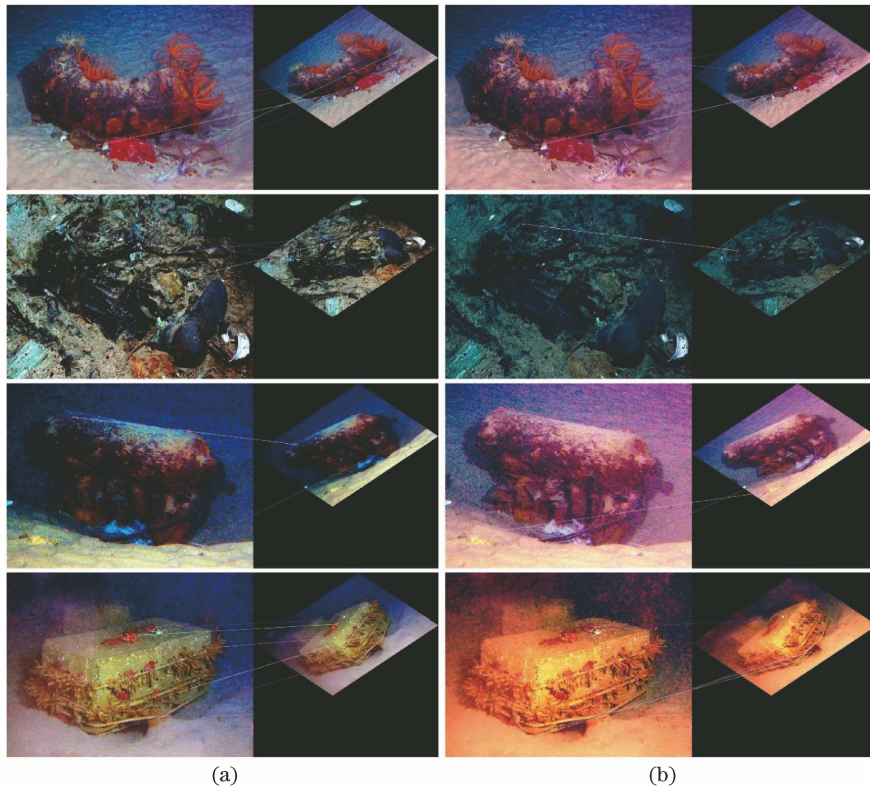


图 14 不同算法增强后的特征点匹配结果。(a)文献[12];(b)文献[13]

Fig. 14 Feature point matching results enhanced by different algorithms. (a) Ref. [12]; (b) Ref. [13]

表 4 不同算法的图像增强结果定量分析

Table 4 Quantitative analysis of image enhancement results by different algorithms

Algorithm	Img	MSE	PSNR	SSIM	ENTR
UDCP	1	2024.08	15.07	0.76	11.74
	2	1619.15	16.04	0.75	10.05
	3	2495.61	14.16	0.80	12.48
	4	925.81	18.47	0.80	7.21
MIP	1	8106.13	9.043	0.49	11.60
	2	990.10	18.17	0.81	10.71
	3	4071.16	12.03	0.66	12.59
	4	4331.96	11.77	0.23	4.72
Ref. [12]	1	571.41	20.56	0.85	12.48
	2	1514.71	16.33	0.51	11.15
	3	5318.69	10.87	0.45	10.84
	4	1228.64	17.24	0.76	7.60
Ref. [13]	1	1163.19	17.47	0.80	12.65
	2	1399.43	16.67	0.59	10.06
	3	1077.94	17.80	0.83	13.00
	4	3710.24	12.44	0.75	12.51
Proposed algorithm	1	523.34	20.94	0.85	12.60
	2	856.81	18.80	0.86	12.32
	3	507.97	21.07	0.88	12.91
	4	848.66	18.84	0.75	12.46

4.4 图像复原实时性分析

目前,关于图像增强的研究普遍采用大功率计算机或工作站进行实验结果的计算,UUV 受体积和功耗的限制,往往携带的都是低功耗、小型处理器。通过大功率高负载平台统计的算法复杂度和实验结果在 UUV 上难以得到应用,故本文选用 Nvidia 人工智能开发平台 Jeston TX2 专用图像处理器作为实验平台。TX2 核心板尺寸为 50 mm×87 mm,典型负载下的功耗仅为 7.5 W,CPU 采用的是 ARM Cortex-A57,GPU 采用 Nvidia Pascal GPU,这满足 UUV 实际携带载荷的需求。将原始图像设置为 200 pixel×300 pixel、300 pixel×400 pixel、400 pixel×600 pixel、600 pixel×800 pixel、800 pixel×1200 pixel 和 1200 pixel×1800 pixel 共 6 种尺寸,从 RealWorld_Deepsea 数据集中随机挑选出 100 张深海图像,多种算法增强后所消耗的平均时间如表 5 所示,其中 gain 是所提算法的复原速度与 4 种算法中最快的比值。

从表 5 可以看到,针对 600 pixel×800 pixel 大小的图像,所提算法的复原速度是文献[12]的 3.08 倍。在相同时间内,所提算法能够复原更多的深海图像,满足 UUV 进行深海图像快速复原的要求。

表 5 不同算法的复杂度对比

Algorithm	200 pixel×	300 pixel×	400 pixel×	600 pixel×	800 pixel×	1200 pixel×
	300 pixel	400 pixel	600 pixel	800 pixel	1200 pixel	1800 pixel
UDCP	1.702	3.468	7.029	14.200	29.213	65.533
MIP	1.453	2.968	6.124	12.294	25.057	56.831
Ref. [12]	3.937	7.951	16.278	32.821	66.611	150.840
Ref. [13]	0.159	0.288	0.659	1.301	2.443	5.970
Proposed algorithm	0.038	0.081	0.206	0.423	0.821	1.862
Gain	4.180	3.550	3.200	3.080	2.980	3.210

unit: s

5 结 论

本文针对人造光源照射下获得的深海图像存在色偏和模糊等问题,基于水下光和色彩衰减先验并结合数学统计方法提出一种线性景深模型。由线性景深模型可以快速求出深海图像的景深,结合水下成像模型可以有效纠正图像色偏,去除模糊,还原深海场景中物体的原有色彩,实现深海图像的增强。与现有的水下图像增强算法相比,所提算法通过景深独立计算背景光与传输地图,有效避免了误差积累。实验结果表明,所提算法在图像复原结果、有效性、定性质量分析和实时性指标上均优于同类算法,可以快速实现深海图像的复原,为 UUV 快速精准地进行海底探测提供了一种解决方案。

尽管本文可以有效地进行深海图像的复原,但是在面对深海场景中表面色彩反差较大的物体,所提算法会出现增强效果过亮的现象,故需要调节线性景深模型中的相关系数才能实现最佳的增强效果。如何自适应地由每幅深海图像推算出满足自身增强效果的线性景深模型系数,从而获得更加准确的图像景深是接下来进一步的研究内容。

参 考 文 献

- [1] Manley J E. Unmanned maritime vehicles, 20 years of commercial and technical evolution[C]//OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey, September 19-23, 2016, Monterey, CA, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [2] Liu K, Li X J. De-hazing and enhancement methods for underwater and low-light images[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(19): 1910003.
刘柯, 李旭健. 水下和微光图像的去雾及增强方法[J]. 光学学报, 2020, 40(19): 1910003.
- [3] Purohit K, Mandal S, Rajagopalan A N. Multilevel weighted enhancement for underwater image dehazing[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2019, 36(6): 1098-1108.
- [4] Yang M, Sowmya A, Wei Z Q, et al. Offshore underwater image restoration using reflection-decomposition-based transmission map estimation[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(2): 521-533.
- [5] Su C, Bi G L, Jin L X, et al. Dehazing algorithm based on dark-channel image centroid offset[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0533001.
苏畅, 毕国玲, 金龙旭, 等. 基于暗通道图像质心偏移量的去雾算法[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0533001.
- [6] Emberton S, Chittka L, Cavallaro A. Underwater image and video dehazing with pure haze region segmentation[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 168: 145-156.
- [7] Li C Y, Quo J, Pang Y W, et al. Single underwater image restoration by blue-green channels dehazing and red channel correction[C]//2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), March 20-25, 2016, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2016: 1731-1735.
- [8] Drews P, Jr, do Nascimento E, Moraes F, et al. Transmission estimation in underwater single images[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, December 2-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 825-830.
- [9] 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.
- [10] Carlevaris-Bianco N, Mohan A, Eustice R M. Initial results in underwater single image dehazing[C]//OCEANS 2010 MTS/IEEE SEATTLE, September 20-23, 2010, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 1-8.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Song W, Wang Y, Huang D M, et al. Enhancement of underwater images with statistical model of background light and optimization of transmission map[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2020, 66(1): 153-169.
- [14] Mukherjee L, Keikhosravi A, Bui D, et al. Convolutional neural networks for whole slide image superresolution [J]. Biomedical Optics Express, 2018, 9(11): 5368-5386.
- [15] Liu R S, Ma L, Wang Y Y, et al. Learning converged propagations with deep prior ensemble for image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(3): 1528-1543.
- [16] Wang Y, Song W, Fortino G, et al. An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging [J]. IEEE Access, 2019, 7: 140233-140251.
- [17] Oleari F, Kallasi F, Rizzini D L, et al. An underwater stereo vision system: from design to deployment and dataset acquisition [C] // OCEANS 2015-Genova, May 18-21, 2015, Genova, Italy. New York: IEEE Press, 2015: 1-6.
- [18] Liu R S, Fan X, Zhu M, et al. Real-world underwater enhancement: challenges, benchmarks, and solutions under natural light [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(12): 4861-4875.
- [19] Hawaii undersea research laboratory archive [EB/OL]. [2021-03-20]. <http://www.soest.hawaii.edu/HURL/HURLarchive/index.php>.
- [20] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems [J]. Proceedings of SPIE, 1980, 0208: 221-231.
- [21] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [22] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [23] Zhu Q S, Mai J M, Shao L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3522-3533.