

基于改进 DCP 算法的水下机器人视觉增强

汤忠强¹, 周波¹, 戴先中¹, 谷海涛²

(1. 东南大学自动化学院复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096;

2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 对水下机器人的视觉增强问题进行了研究, 提出了基于改进暗通道优先 (IDCP) 的图像增强算法对单目视觉图像进行预处理. 首先对水下图像的色偏与雾化等现象进行退化建模, 然后通过计算亮暗通道的视差来获取图像的景深信息, 以精确估计水体的背景颜色, 同时计算得到相应的透射图. 在此基础上, 采取自适应比例因子选择策略对透射图进行后处理以得到具有更高对比度的图像恢复效果. 此外, 进一步采用颜色校正方法以去除残余色偏, 并提高图像的整体亮度. 针对水下多场景的实验结果表明, 与常规方法相比, 本文的 IDCP 方法能够在纠正色偏的前提下实现具有更高清晰度和亮度的视觉增强效果.

关键词: 水下机器人; 视觉增强; 图像恢复; 暗通道优先; 颜色校正

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2018)-02-0222-09

Underwater Robot Visual Enhancements Based on the Improved DCP Algorithm

TANG Zhongqiang¹, ZHOU Bo¹, DAI Xianzhong¹, GU Haitao²

(1. Key Laboratory of Measurement and Control of CSE, School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: The visual enhancement problem of underwater robots is studied, and an image enhancement algorithm based on the improved dark channel prior (IDCP) algorithm is proposed to preprocess monocular vision images. Firstly, a degradation model of underwater image color slants and atomization phenomenon is developed. Then, the image of depth information is obtained through calculating the parallax between the brightness channel and the darkness channel to estimate the background color of the water accurately, and the corresponding transmission diagram is computed meanwhile. On this basis, the adaptive scaling factor selection strategy is adopted to postprocess the transmission diagram for the higher contrast image restoration effect. In addition, the color correction method is taken to remove residual color slants and enhance the overall brightness of the image. The experiment results in multiple underwater scenes show that the IDCP method can remove color slants and achieve visual enhancement with better resolution and brightness than the conventional ones.

Keywords: underwater robot; visual enhancement; image restoration; dark channel prior; color correction

1 引言 (Introduction)

随着海洋的开发, 水下机器人技术的研究成为当今时代的热点与趋势. 目前, 水下机器人广泛应用于水下管道检查、船体检修、水下娱乐、水下考古和科研考察等领域. 有研究人员针对观测型水下机器人进行研究^[1-2]. 水下机器人主要的环境感知手段是图像, 但是水体对光会产生散射与吸收的效应, 导致水下图像出现严重的弱化现象^[3], 从而严重影响了水下机器人作业任务的顺利开展. 水体的散射效应会导致水下图像的对比度下降, 即产生类似雾化的现象. 吸收效应会使水下图像的亮度下降, 当处于深水区时, 甚至会出现完全漆黑的现

象. 此外, 水对不同波长的光的吸收能力不同, 水下图像会产生色偏. 面对水体对图像质量的影响, 图像增强是开发水下机器人的必要前提.

传统的图像增强算法有: 直方图均衡化^[4] (histogram equalization, HE), 对比度限制的自适应直方图均衡化^[5] (contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE), 基于概率的方法^[6] (probability-based method, PB). 这些算法对于一般图像的增强很有效, 但是对于水下环境, 它们会使增强后的图像失真, 增强效果不能满足实际要求.

目前已有一些基于颜色恒常理论^[7]的水下图像增强方法. 这种算法指出物体的颜色是由物体

对长波、中波和短波光线的反射能力决定的, 而不是由反射光强度的绝对值决定的, 且物体的色彩不受光照非均匀性的影响, 具有一致性. 其常用于图像的去雾或者光照不足条件下的图像增强. 一些研究人员将 Retinex 算法应用于水下图像的增强, 如 Zhuang^[8] 等将 Retinex 算法应用于水下图像的增强, Zhang 等^[9] 利用多尺度 Retinex 算法增强水下图像.

还有一些基于暗通道优先算法 (DCP) 的水下图像增强技术. DCP 算法由 He^[10-11] 提出, 采用简单的雾化模型, 具有优异的去雾效果, 获得了广泛的应用. 但直接将 DCP 算法应用于水下图像, 并不能获得很好的增强效果. 一些改进的算法被提出, 如 Li 等^[12] 将对比度增强与 DCP 算法混合, 用于水下图像的增强; Chiang 等^[13] 将波长补偿的方式与 DCP 相结合 (wavelength compensation and image dehazing method, WCID) 增强水下图像; Han 等^[14] 采用了 DCP 算法与颜色校正相结合的方式.

以上方法中, 基于颜色恒常理论的水下图像增强算法在处理亮度较暗的水下图像时可以取得较好的效果; 但是对于比较明亮的水下环境, 其常导致过度增强的现象. 传统的 DCP 算法原先是应用于图像去雾领域, 但是将其应用于水下图像增强时, 几乎没有增强的效果. 而其他基于 DCP 算法的水下图像增强则不能兼顾增强效果与处理的实时性. 如 WCID 算法, 其水下增强效果很好, 但是处理时间过长, 无法应用于水下机器人的图像处理.

面对复杂的水下环境对图像的干扰, 本文提出了一种改进的暗通道优先图像增强算法. 首先对水下图像建立退化模型, 通过亮暗通道的视差得到景深图, 来更加准确地估计水体背景颜色. 同时计算得到相应的透射图, 选取自适应比例因子提高图像的增强效果. 最后, 采用颜色校正算法去除剩余的色偏, 并调整图像亮度. 实验证明, 本文算法可以在流畅观看的条件下, 保证水下图像的增强效果.

2 水下环境对图像质量的影响 (Underwater environment influence on image quality)

2.1 水下环境的特点

水体中有效的光学成分有溶解物和颗粒物. 溶解物包括水中溶解的无机盐和有机溶解物; 颗粒物包括各种悬浮的无机矿物颗粒、浮游生物和有机碎屑等. 水体中的光学成分对光的主要作用是散射效应与吸收效应^[15-16]. 这 2 种效应严重影响了水下图

像的质量, 给机器人任务的完成带来了严重干扰.

从形成原因方面看, 水下图像质量的下降由 2 部分构成, 一个是水体的散射与吸收, 另一个是水中悬浮物的散射与吸收. 其中水体的吸收作用是在可见光的波长范围内, 光的波长越长, 水对光的吸收能力越强^[17], 如图 1 所示.

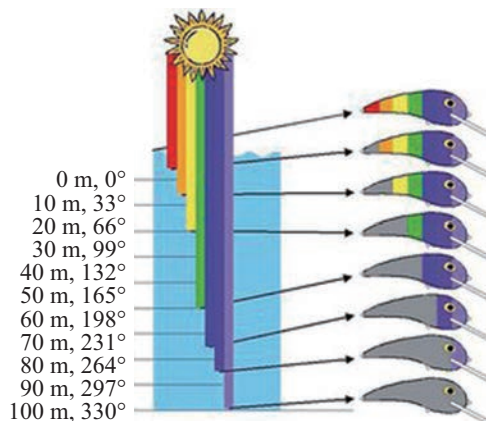
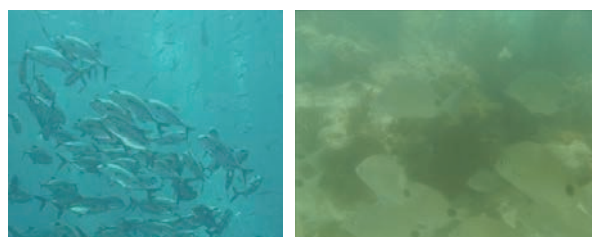


图 1 水体对光的吸收能力

Fig.1 The light absorption ability of water

从图 1 可见, 即使是纯净的水质, 光线的衰减也十分明显. 当水深还不到 10 m 时, 红光就衰减为 0, 而蓝光传播距离最长. 这导致水下图像颜色整体偏蓝, 即色偏现象.

此外, 悬浮物中的浮游生物对可见光具有强烈的吸收作用^[18-19]. 研究表明, 浮游生物对波长为 440 nm 和 675 nm 附近的光具有明显的吸收作用, 而对 550 nm ~ 650 nm 的光的吸收能力较弱. 随着浮游生物内叶绿素浓度的增长, 蓝光与红光吸收系数的比值减小, 即叶绿素对蓝光的吸收能力更强. 这会导致水下图像整体颜色偏绿.



(a) 水体散射图

(b) 浮游生物散射图

图 2 水下图像的弱化现象

Fig.2 The weakening of underwater image

图 2 是常见的 2 种水下图像弱化现象, 图 2(a) 主要是水体的散射与吸收造成图像的整体偏蓝与雾化, 图 2(b) 主要是浮游生物的散射与吸收造成图像整体偏绿与雾化. 综合来看, 水下环境的散射与吸收效应对图像的影响有: 色偏、对比度下降与亮度降低.

2.2 DCP 算法在处理水下图像时的局限

暗通道优先 (DCP) 算法是目前一种简单、高效的图像去雾算法, 由 He 于 2009 年提出, 其将注意力放在无雾化图像的统计特征上. 在无雾化的图像中, 每个局部区域都很可能是阴影或者是纯色的. 因此, 每个区域都很有可能存在至少一个颜色通道的值很低, 文中称之为暗通道. 如果图像中存在雾, 由于雾是灰白色的, 其各个通道的值都较高, 在暗通道图像中的值也很高, 故可以通过暗通道图像中灰白的程度估计雾的浓度, 以此进行去雾处理. 由于其简单的雾化模型和优异的去雾效果, 该算法获得了广泛的应用.

首先, DCP 算法构建了图像退化模型. 传统 DCP 算法中, 估计大气背景颜色时采用的是暗通道图像, 暗通道来源于非雾化图像, 总存在至少 1 个颜色通道具有很低的值. 暗通道的定义如下:

$$J^{\text{dark}}(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(\mathbf{y}) \right) \quad (1)$$

其中, $J^{\text{dark}}(\mathbf{x})$ 表示暗通道图像, 这是一个单通道图像, 图像的值都是标量, $\mathbf{x} = (x, y)^T$ 表示图像中的像素坐标向量, 其中 x 和 y 是像素坐标值, $J^c(\mathbf{y})$ 表示原图像中每个通道的图像, 其值也是标量, c 表示图像 RGB 的 3 个通道, $\Omega(\mathbf{x})$ 表示以像素 \mathbf{x} 为中心的一个窗口, $\mathbf{y} = (x, y)^T$ 表示小窗口 $\Omega(\mathbf{x})$ 中的像素坐标向量. 需要注意的是, 这里的暗通道与图 4 中“最暗的通道”不是一个概念, 暗通道图像如上所述, 是某像素邻域中所有像素的 3 个通道亮度值的最小值组成的图像, 其获取是以像素为单位. 而最暗的通道是指原图像 RGB 3 个通道中均值最低的通道图像, 其获取是以整幅图像为单位. 最暗通道图像定义如下:

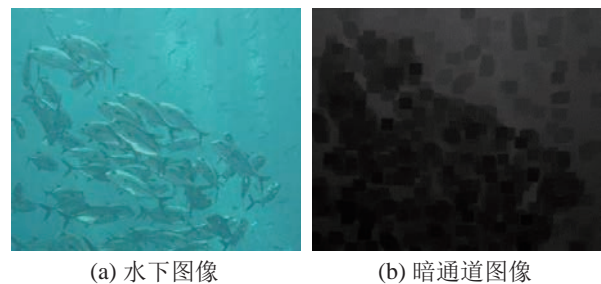
$$J^d(\mathbf{x}) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \text{mean}(J^c(\mathbf{x})) \quad (2)$$

其中, $J^d(\mathbf{x})$ 表示最暗通道的图像, c 表示图像的各个通道, \mathbf{x} 表示像素的坐标向量.

在各个通道中获取最小值, 得到暗通道图像, 暗通道图像中最明亮的部分对应原图中远处大气的部分, 通过原图像估计出大气背景颜色. 同时, 根据暗通道图像和估计的大气背景颜色得到透射图. 最后根据图像退化模型, 恢复得到增强后的图像.

由于水下环境存在着散射与吸收效应, 图像整体偏蓝色或者绿色. 如果对水下图像直接进行 DCP 算法增强, 则除了蓝通道或者绿通道的值比较大, 其他通道的值会很低, 即暗通道图像几乎为 0, 如

图 3(b) 所示. 这样就无法再现雾化的景深效应, 故无法对水下图像进行增强. 水下图像直接提取暗通道如图 3 所示.



(a) 水下图像 (b) 暗通道图像

图 3 水下图像与暗通道图像

Fig.3 Underwater image and dark channel image

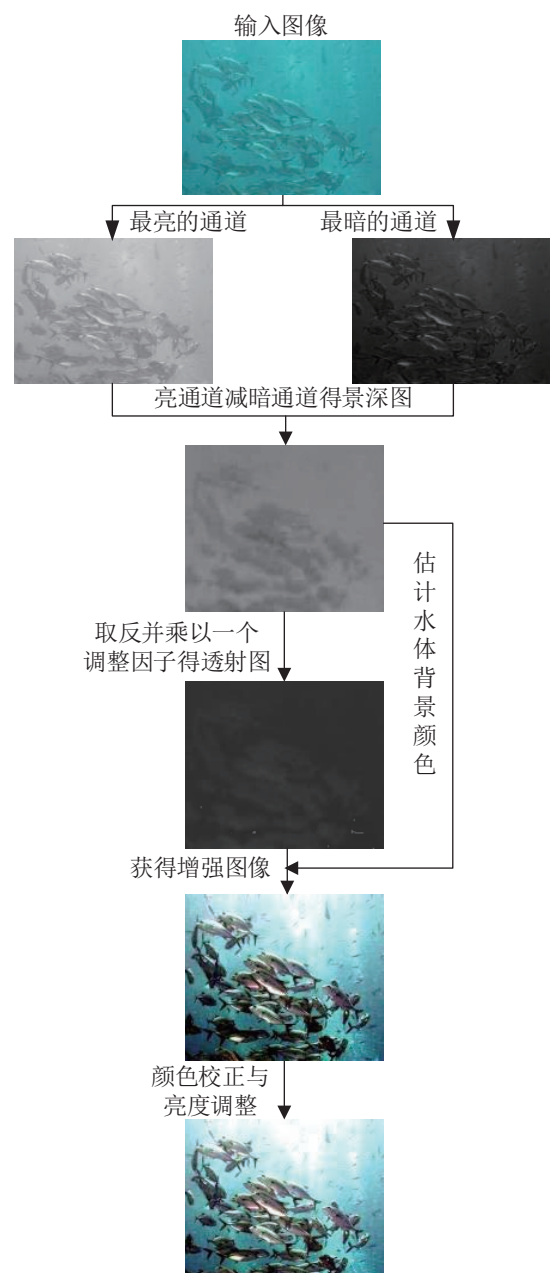


图 4 算法框图

Fig.4 Block diagram of the proposed algorithm

由于暗通道的景深现象不明显, 导致图像透射率的估计不准确, 故无法有效地进行增强. 为了使 DCP 算法可以应用于水下环境, 本文对 DCP 算法进行改进, 使其可以处理水下图像的增强.

3 改进 DCP 算法 (Improved DCP algorithm)

3.1 算法框图

针对传统 DCP 算法在水下图像增强方面的局限性, 本文通过亮暗通道的差值得到景深图, 在此基础上更加准确地估计水体背景颜色; 同时, 对景深图取反, 得到透射图, 并选取一个自适应的因子调整透射图. 最后, 利用颜色校正, 去除残余的色偏, 并调整亮度. 算法框图如图 4 所示.

3.2 水下增强模型与景深图的获取

水下环境主要存在 2 种图像退化的现象, 一个是对比度的降低, 另一个是色偏的产生. 针对这 2 种退化现象, 本文采用 DCP 算法的雾化模型.

$$I(\mathbf{x}) = J(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(1 - t(\mathbf{x})) \quad (3)$$

其中, $I(\mathbf{x})$ 为原图像, $J(\mathbf{x})$ 为增强后的图像, 由于这里的图像是 3 通道的图像, 故其值为向量, 即 $I(\mathbf{x}) = (r_x, g_x, b_x)^T$, 其表示图像在像素 \mathbf{x} 下的值, 同理 $J(\mathbf{x})$ 的值也是向量. $t(\mathbf{x})$ 为透射率, $\mathbf{x} = (x, y)^T$ 表示图像中的像素坐标向量, 其中 x 和 y 是像素坐标值, \mathbf{A} 为水体背景颜色估计, $\mathbf{A} = (r, g, b)^T$ 是一个向量, 其中 r 、 g 和 b 分别为图像 3 个通道的值. 水下图像的退化与空气中图像的退化具有相似性.

但是, 传统 DCP 算法在水下环境应用的局限是由于暗通道图像的景深效果不明显, 无法准确地估计水体的环境颜色 \mathbf{A} ; 同时, 水下环境的透射率估计不准确, 无法有效地对水下图像进行增强.

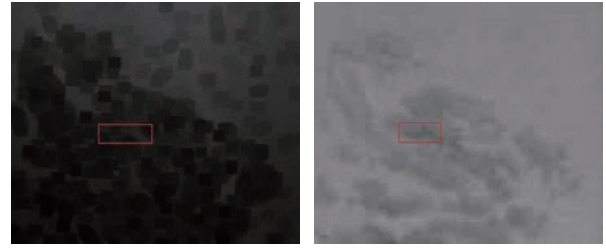
针对暗通道图像景深效果不明显的情况, 本文定义的景深图像为

$$J^{\text{depth}}(\mathbf{x}) = (I_{\max}(\mathbf{x}) - I_{\min}(\mathbf{x})) / 255 \quad (4)$$

其中, $J^{\text{depth}}(\mathbf{x})$ 表示景深图像, 这是一个单通道图像, $I_{\max}(\mathbf{x})$ 表示 RGB 3 个通道中均值最大的通道图像, $I_{\min}(\mathbf{x})$ 表示 RGB 3 个通道中均值最小的通道, 由于 $I_{\max}(\mathbf{x})$ 和 $I_{\min}(\mathbf{x})$ 都是单通道图像, 故其值都是标量, \mathbf{x} 表示图像的像素. 除以 255, 是为了将景深图像的值映射到 0 ~ 1 的范围内.

无论是水体对光的吸收, 还是浮游生物对光的吸收, 它们对不同波长光的吸收能力不同, 随着物体与相机距离的增加, 相机接收到的不同波长光的

强度差异就越大. 故可以采用此方式得到水下图像的景深图, 如图 5 所示.



(a) 暗通道图像

(b) 景深图像

图 5 暗通道图与景深图

Fig.5 Dark channel image and depth image

从图 5(a) 可以看出, 对于不同距离情况下的鱼群, 其暗通道图像的值都很低, 没有明显的差异. 而图 5(b) 中, 本文算法得到的景深图里, 对于不同距离下的鱼群, 图像的值有明显的不同, 更好地反映了景深的效果.

3.3 水体背景颜色估计

Tan^[20] 提出水下环境的背景颜色最后可能出现在一些模糊区域. 如图 3(a) 图中, 鱼肚部分, 该部分由于靠近相机, 亮度较大. 如果在传统的暗通道图像中取亮度为前 0.1% 的点, 则很有可能出现在光照强或者较近的物体上. 估计的水体颜色不准, 会导致增强效果欠佳, 增强后的图像上往往会残留一些水体环境的颜色.

分析可得, 在光照强或者较近物体反射的地方, 往往图像颜色的色偏较小. 这种通过亮暗通道的差值得到景深图像的方式, 可以使这些地方的值较低, 从而不会成为水体颜色估计的备选点. 如图 5 中, 红色方框表示鱼肚的部位, 传统暗通道在这个部位上会比较明亮, 而通过色偏差值得到的景深图像在这个部位上则是最暗的区域. 这很好地避免了水体颜色选择失误的可能性. 同理, 水体颜色的选择是在通道差值的景深图像中完成. 估计的方法是在景深图像中寻找亮度为前 0.1% 的像素, 取这些像素对应原图像的三通道均值作为水体背景颜色.

3.4 透射图的获取

传统 DCP 算法透射图的获取如下, 将式 (3) 变形为

$$\frac{I^c(\mathbf{x})}{A^c} = t(\mathbf{x}) \frac{J^c(\mathbf{x})}{A^c} + 1 - t(\mathbf{x}) \quad (5)$$

其中, c 表示为图像的 RGB 3 个通道, A^c 表示估计颜色 \mathbf{A} 在通道 c 下的值, 这表示一个标量.

假设图像中的透射率为一个定值 $\bar{t}(\mathbf{x})$. 式 (5) 两边取最小值.

$$\min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_{c \in \{r,g,b\}} \frac{I^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) = \tilde{t}(\mathbf{x}) \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_{c \in \{r,g,b\}} \frac{J^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) + 1 - \tilde{t}(\mathbf{x}) \quad (6)$$

其中, \mathbf{y} 表示小窗口 $\Omega(\mathbf{x})$ 中的像素.

根据暗通道理论, 暗通道图像近似为 0, 可推导出:

$$\min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{J^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) = 0 \quad (7)$$

将式 (7) 代入式 (6), 可得:

$$\tilde{t}(\mathbf{x}) = 1 - \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{J^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) \quad (8)$$

本文以景深图代替暗通道图. 可行的原因是: 传统 DCP 算法利用暗通道的本质是为了获得环境的景深信息, 以估计大气背景颜色, 且通过景深的效果得到透射图. 本文以亮暗通道的差值得到景深图, 反映出了水下环境的景深效果, 且可以代替暗通道图像估计水体背景颜色. 由于景深图也有景深效果, 故可以用来获取透射图. 但是如图 5 所示, 暗通道图比景深图更暗, 通过景深图得到的透射图直接用于恢复图像会不准确, 故采用自适应因子作调整.

透射图是基于景深图计算的, 计算公式如下:

$$\tilde{t}(\mathbf{x}) = \lambda (1 - \omega J^{\text{depth}}(\mathbf{x})) \quad (9)$$

其中, ω 是保留景深感的程度因子, 该因子在 [0,1] 区间内取值, ω 越接近于 1, 则越表明不用保留景深效果. λ 为调整透射图亮度的因子. 以图 5(b) 为例, 通过色偏之差得到的景深图, 其水体背景部分在景深图中的灰度值并不高, 在取反后, 这部分的透射图灰度值也不低. 而实际应用中这部分几乎都是水体的背景颜色, 根据式 (5), 这部分的透射图灰度值应该很小, 如下所示:

$$J^{\text{dark}}(\mathbf{x}) \rightarrow 1, \tilde{t}(\mathbf{x}) \rightarrow 0 \quad (10)$$

故需要对透射图进行调整, 本文是通过通过对 $\text{He}^{[10]}$ 的透射图计算公式乘以 λ 实现, 而不是让透射图减去其最小值, 使其水体背景部分的值降为 0. 直接将背景部分的透射图降为 0, 虽然可以将水体背景完全去除, 但是容易造成红色通道补偿过度的情况, 如图 6 所示.

故采用一个小于 1 的自适应因子 λ 乘以透射图, 增强其效果. 本文利用统计的方式对该因子进行取值, 公式如下:

$$\lambda = \max(J^{\text{depth}}(\mathbf{x})) \quad (11)$$

公式的意思是取景深图的最大亮度值. 这样可以完成对透射图的自适应调整.



图 6 红色通道的过度补偿

Fig.6 Over compensation of red channel

3.5 图像恢复与颜色校正

图像恢复的部分与传统的 DCP 算法相同. 计算公式如下所示:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{I}(\mathbf{x}) - \mathbf{A}}{\max(t(\mathbf{x}), t_0)} + \mathbf{A} \quad (12)$$

其中, t_0 的作用是防止透射率过小, 导致增强后的图像过亮.

虽然对透射图乘以一个小于 1 的小数, 可以提高增强的效果, 但还是不能完全去除水体背景的影响, 且图像的亮度还需要调整, 故需要作进一步的处理.

增强后的水下图像依旧存在着一些色偏. 为了解决剩余色偏的问题, 并且能够调整图像亮度, 本文利用颜色校正算法对图像作处理.

$$I^c(\mathbf{x}) = 255 (I^c(\mathbf{x}) - y_{\min}^c(\mathbf{x})) / (y_{\max}^c(\mathbf{x}) - y_{\min}^c(\mathbf{x})) \quad (13)$$

其中, c 表示 RGB 3 个通道, $y_{\max}^c(\mathbf{x})$ 表示 c 通道的最大值, $y_{\min}^c(\mathbf{x})$ 表示 c 通道的最小值, $y_{\max}^c(\mathbf{x})$ 和 $y_{\min}^c(\mathbf{x})$ 的计算公式如下:

$$y_{\max}^c(\mathbf{x}) = y_{\text{mean}}^c(\mathbf{x}) + 2y_{\text{std}}^c(\mathbf{x}) \quad (14)$$

$$y_{\min}^c(\mathbf{x}) = y_{\text{mean}}^c(\mathbf{x}) - 2y_{\text{std}}^c(\mathbf{x}) \quad (15)$$

其中, $y_{\text{mean}}^c(\mathbf{x})$ 表示 c 通道图像的均值, $y_{\text{std}}^c(\mathbf{x})$ 表示 c 通道图像的标准差.

校正后, 图像可以去除剩余的色偏现象, 并能够实现亮度的调整.

4 实验结果 (Experiment results)

本文所采用的水下机器人平台为图 7 所示的海沟流浪者 110 ROV 水下机器人. 配备相机的型号为鹰眼 4 K6S-BK 运动相机. 本文中, 图像经过

降采样, 分辨率为 640×480. 所有算法均在 Visual Studio 2012 环境下采用 C++ 编程实现, 算法执行的 PC 平台设置为: Intel® Core™ i3-2120 CPU 双核 3.30 GHz, 6G DDRIII RAM.

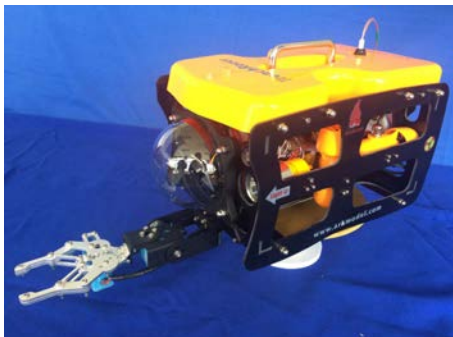


图 7 水下机器人

Fig.7 Underwater robot platform

4.1 实验效果比较

本文选取几幅湖水中的图像作为待处理的图像. 其中鱼、水草等都是水下常见的场景, 具有水下环境的代表性.

图 8(a) 和图 8(b) 是从网上下载的水下环境图片, 在此实验中设为场景 1 和场景 2. 图 9(a)、图 9(b)、图 10(a) 和图 10(b) 是图 7 所示的水下机器人平台在湖中拍摄到的图片, 在此实验中设为场景 3、场景 4、场景 5 和场景 6.

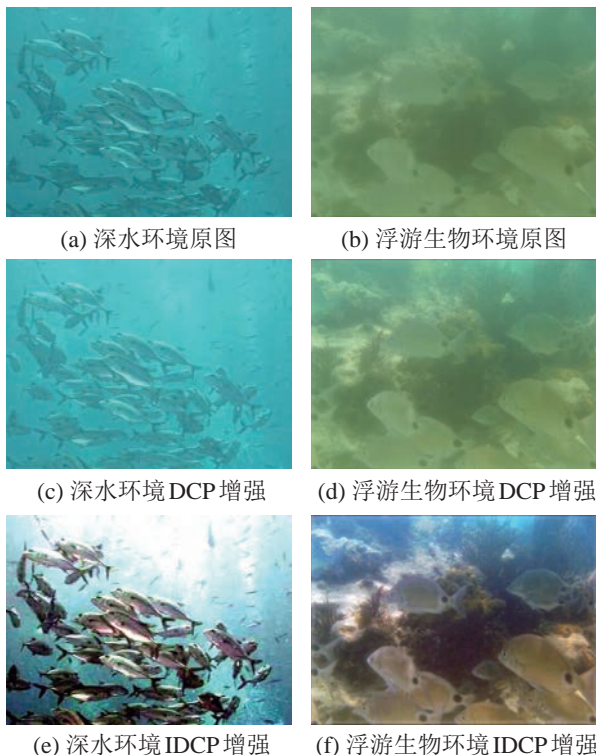


图 8 严重色偏环境的增强效果比较图

Fig.8 Enhancement result charts of serious color deviation

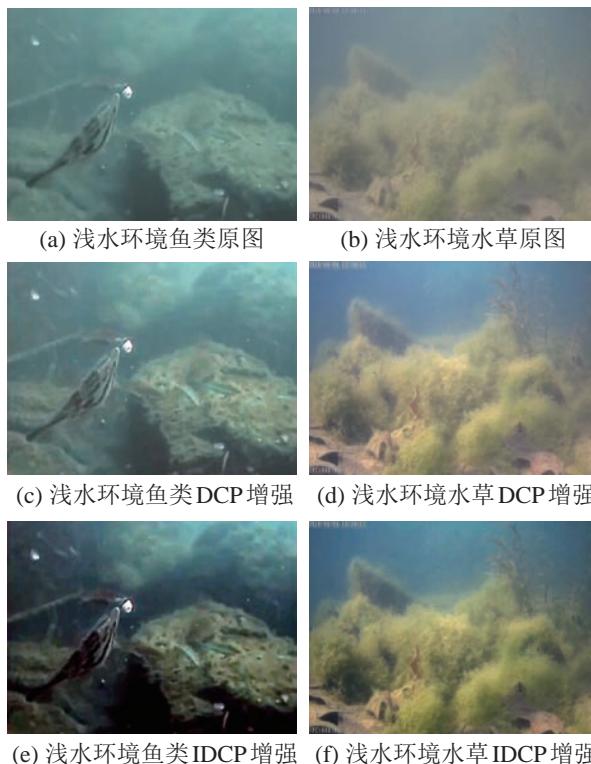


图 9 浅水环境增强效果比较图

Fig.9 Enhancement result charts of shallow water

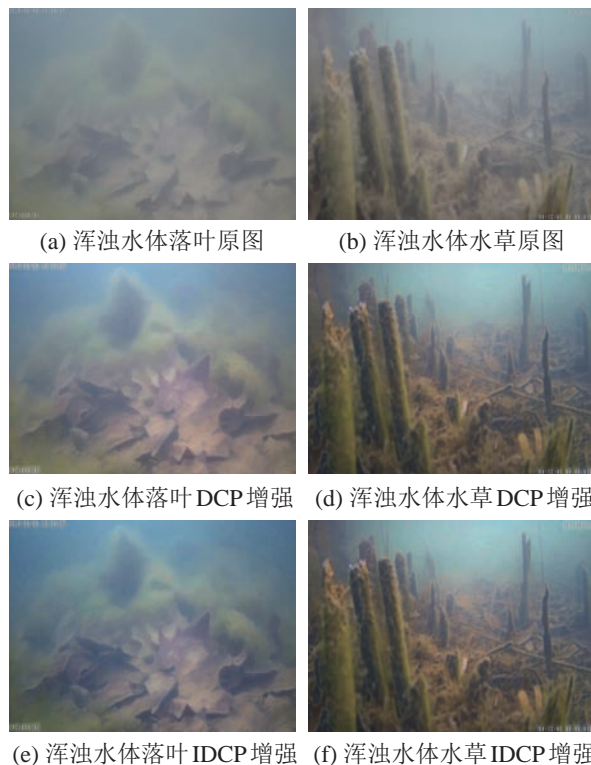


图 10 浑浊环境增强效果比较图

Fig.10 Enhancement result charts of turbid environment

图 8 是图像色偏比较严重的场景, 图 9 和图 10 是图像色偏程度较小的场景. 图 8(a) 反映了干净水质下, 水对红光的吸收, 造成了颜色偏蓝的情况;

图 8(b) 反映了浮游生物丰富时水体颜色偏绿的情况. 从图 8(c)(d) 的效果可以看出, 传统的 DCP 算法在色偏严重的水下场景下, 没有明显的增强效果. 从图 8(e) 增强的效果看, 鱼的身体上没有明显的红色, 即没有出现过度补偿的现象, 但是周围环境的蓝色并没有很好地消除; 图 8(f) 的增强效果较好, 本文算法基本去除了色偏, 并增强了图像.

图 9 与图 10 都是色偏不明显但是水中悬浮物较多的浅水区域的图像, 增强这类水下场景的主要任务是提高图像的对比度. 从图 9(c)(d) 和图 10(c)(d) 可以看出, 传统的 DCP 算法在此类场景中的增强效果较好, 因为 DCP 算法本身对增强类似雾化的图像具有很好的效果. 从图 9(e)(f) 和图 10(e)(f) 可以看出, 本文提出的算法比传统的 DCP 算法在增强图像对比度方面具有更好的效果.

4.2 增强程度比较

为了能够定量地比较这几种图像增强算法的增强程度, 本文采用 MSE (均方误差) 和 UCIQE (underwater color image quality evaluation) 指标对增强程度进行评价. MSE 通常是评价信号中噪声大小的指标. 由于本文没有真实水下环境的背景环境真值 (ground truth), 这里通过计算原图像与增强图像之间的 MSE 来衡量增强前后两者之间的差异. 虽然这种方式不客观, 但是可以有个量化的指标来比较增强效果. MSE 是原图像与增强后图像之间的累积平方误差, 计算公式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{M,N} (I_1(m,n) - I_2(m,n))^2 \quad (16)$$

其中, $I_1(m,n)$ 和 $I_2(m,n)$ 分别代表原图与增强后的图像, M 和 N 代表图像像素的行数与列数, m 和 n 代表像素的坐标.

MSE 代表了 2 幅图像之间的差异程度, MSE 越大表示 2 幅图之间的差异越大. 通过比较原图和增强后图像的差异度, 可以比较算法增强效果的好坏. MSE 实验结果如表 1 所示.

表 1 增强效果的 MSE 比较

算法	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4	场景 5	场景 6
DCP	1422	699	91	264	183	564
IDCP	6929	1741	3410	749	488	679

另一个指标 UCIQE 是由 Yang 和 Sowmya^[21] 提出的, 用于量化水下图像的颜色不均衡度、模糊度和低对比度. UCIQE 值越高, 表明图像的色彩、饱和度和对比度越高. UCIQE 实验结果如表 2 所示.

表 2 增强效果的 UCIQE 比较

算法	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4	场景 5	场景 6
原图	0.33	0.35	0.48	0.46	0.45	0.50
DCP	0.41	0.47	0.53	0.58	0.57	0.61
IDCP	0.56	0.68	0.59	0.64	0.61	0.63

通过比较 DCP 算法与本文算法, 可以得出本文算法的 MSE 指标比 DCP 算法高, UCIQE 指标也比 DCP 高, 这表明在水下图像增强领域, 本文的 IDCP 算法比传统 DCP 算法的增强效果更好.

4.3 增强失真度比较

除了比较 MSE 和 UCIQE 指标, 还可以从失真度的角度来比较增强效果. 本文采用了结构相似度算法 (SSIM) 作为失真程度的评价指标, 该算法由 Wang^[22] 提出. 算法认为图像由结构信息、亮度信息和对比度信息组成, 而且这 3 种信息相互独立, 没有联系. 设原始图像为 \mathbf{x} , 失真图像为 \mathbf{y} , 定义 2 幅图像的结构信息、亮度信息与对比度的相似信息分别为

$$S(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\sigma_{\mathbf{xy}} + C_3}{\sigma_{\mathbf{x}}\sigma_{\mathbf{y}} + C_3} \quad (17)$$

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{2\mu_{\mathbf{x}}\mu_{\mathbf{y}} + C_1}{\mu_{\mathbf{x}}^2 + \mu_{\mathbf{y}}^2 + C_1} \quad (18)$$

$$C(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{2\sigma_{\mathbf{x}}\sigma_{\mathbf{y}} + C_2}{\sigma_{\mathbf{x}}^2 + \sigma_{\mathbf{y}}^2 + C_2} \quad (19)$$

其中, $\sigma_{\mathbf{xy}}$ 表示 \mathbf{x} 与 \mathbf{y} 的相关系数, $\mu_{\mathbf{x}}$ 和 $\mu_{\mathbf{y}}$ 分别表示图像 \mathbf{x} 和图像 \mathbf{y} 的均值, $\sigma_{\mathbf{x}}$ 和 $\sigma_{\mathbf{y}}$ 表示图像 \mathbf{x} 和图像 \mathbf{y} 的方差. C_1 、 C_2 和 C_3 是很小的整数, 用以防止分母为 0.

由于 3 个信息之间相互独立, SSIM 可以表示为

$$\text{SSIM}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = S(\mathbf{x}, \mathbf{y})L(\mathbf{x}, \mathbf{y})C(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (20)$$

令 $C_3 = C_2/2$, 则上式可以简化为

$$\text{SSIM}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{(2\mu_{\mathbf{x}}\mu_{\mathbf{y}} + C_1)(2\sigma_{\mathbf{xy}} + C_2)}{(\mu_{\mathbf{x}}^2 + \mu_{\mathbf{y}}^2 + C_1)(\sigma_{\mathbf{x}}^2 + \sigma_{\mathbf{y}}^2 + C_2)} \quad (21)$$

对于 SSIM 指标, 其值越接近于 1, 表明图像失真越小; 其值越接近 0, 表明失真越大. 一个优异的图像增强算法, 使其增强后的图像与原图像之间具有一定的失真度, 但是不能过大; 同时, 失真度过小表明其增强效果不佳. 对场景 1 到场景 6, 做 SSIM 实验, 结果如表 3 所示.

表 3 失真度比较

Tab.3 Comparison of distortion degree

算法	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4	场景 5	场景 6
DCP	0.987	0.921	0.946	0.823	0.835	0.904
IDCP	0.496	0.645	0.625	0.804	0.822	0.881

DCP 算法增强后的 SSIM 都很接近于 1, 表明其与原图之间的差异较小; 而 IDCP 算法的 SSIM 指标都要小于 DCP 算法的指标, 表明其增强后的图像与原图差异较大, 从而说明 IDCP 的增强效果更好.

4.4 实时性比较

应用于水下机器人的图像增强算法, 还要满足实时性的需求. 为了比较这 2 种算法的实时性, 本文对算法的运行时间进行比较, 实验结果如表 4 所示.

表 4 实时性比较 (单位: ms)

Tab.4 Comparison of real-time performance (unit: ms)

算法	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4	场景 5	场景 6
DCP	29.7	48.9	34.8	58.5	56.2	60.1
IDCP	37.4	54.6	43.1	63.4	61.3	65.7

从表 4 可以看出, DCP 算法的实时性比 IDCP 要好, 这是因为 IDCP 比传统的 DCP 多出颜色校正的步骤. IDCP 的处理时间基本都在 50 ms 左右, 观看流畅性的要求是 24 帧/秒, 即每帧 41.7 ms. 为了满足观看流畅的需求, 在实现上还要进行代码的优化, 以提高流畅性. 算法在满足流畅性的条件下, 保证了水下图像的增强效果, 这证明了 IDCP 算法应用于水下机器人的有效性.

4.5 实验结果分析

根据上述对水下图像增强算法的增强效果与失真度的分析, 可以确定传统 DCP 算法不适用于水下图像增强, 理由是: 从 MSE 和 UCIQE 指标来看, 其值较小, 且 SSIM 值过大, 表明其增强效果不明显; 相对于 DCP, 本文提出的 IDCP 算法, 从实验的评价指标来看, 其增强效果要好于 DCP 算法.

5 结论 (Conclusion)

针对水下图像增强问题, 提出了改进的 DCP 方法. 首先分析了水下环境的特点, 针对传统 DCP 算法在处理水下图像时的不足, 本文先利用亮暗通道的差值, 获得景深图; 再利用景深图准确地估计出水体背景颜色; 同时, 对景深图取反得到透射图, 选择自适应因子, 对透射图进行调整. 通过颜色校正, 对恢复后的图像作后续处理, 以去除剩余

的色偏, 并调整亮度. 最后通过实验与传统 DCP 算法进行比较, 选取 MSE、UCIQE 和 SSIM 评价指标, 在增强效果与失真度方面进行评价, 选取运行时间对实时性进行评价. 实验证明了本文方法在水下图像增强中的有效性.

参考文献 (References)

- [1] Meng L S, Lin Y, Gu H, et al. A new type of small underwater robot for small scale ocean observation[C]//IEEE Annual International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 152-156.
- [2] Ohata S, Eriguchi Y, Ishii K, et al. AquaBox series: Small underwater robot systems for shallow water observation[C]//5th International Symposium on Underwater Technology and Workshop on Scientific Use of Submarine Cables and Related Technologies. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 314-319.
- [3] Chuang M C, Hwang J N, Williams K, et al. Automatic fish segmentation via double local thresholding for trawl-based underwater camera systems[C]//18th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 3145-3148.
- [4] Singhai J, Rawat P. Image enhancement method for underwater, ground and satellite images using brightness preserving histogram equalization with maximum entropy[C]//7th International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 507-512.
- [5] Hitam M S, Yusoff W N J H W, Awalludin E A, et al. Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for underwater image enhancement[C]//International Conference on Computer Applications Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 5pp.
- [6] Fu X Y, Liao Y H, Zeng D L, et al. A probabilistic method for image enhancement with simultaneous illumination and reflectance estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 4965-4977.
- [7] Zhou J J, Zhou F G. Single image dehazing motivated by Retinex theory[C]//2nd International Symposium on Instrumentation and Measurement, Sensor Network and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 243-247.
- [8] Fu X Y, Zhuang P X, Huang Y, et al. A Retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 4572-4576.
- [9] Zhang K, Jin W Q, Qiu S, et al. Multi-scale Retinex enhancement algorithm on luminance channel of color underwater image[J]. Infrared Technology, 2011, 33(11): 630-634.
- [10] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2009: 1956-1963.
- [11] 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.
- [12] 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, 26(12): 5664-5677.

- [13] 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.
- [14] Han M, Chen C. Enhancing underwater image by dark channel prior and color correction[C]//6th International Conference on Information Science and Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 505-510.
- [15] Wozniak B, Dera J. Light absorption in sea water[M]. New York, USA: Springer, 2007.
- [16] Smith R C, Baker K S. Optical properties of the clearest natural waters (200-800nm)[J]. Applied Optics, 1981, 20(2): 177-184.
- [17] Gordon H R. Can the Lambert-Beer law be applied to the diffuse attenuation coefficient of ocean water?[J]. Limnology and Oceanography, 1989, 34(8): 1389-1409.
- [18] Prieur L, Sathyendranath S. An optical classification of coastal and oceanic waters based on the specific spectral absorption curves of phytoplankton pigments, dissolved organic matter, and other particulate materials[J]. Limnology and Oceanography, 1981, 26(4): 671-689.
- [19] Carder K L, Hawes S K, Baker K A, et al. Reflectance model for quantifying chlorophyll-a in the presence of productivity degradation products[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1991, 96(C11): 20599-20611.
- [20] Tan R T. Visibility in bad weather from a single image[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 2347-2354.
- [21] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [22] 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.

作者简介:

汤忠强 (1993 -), 男, 硕士生. 研究领域: 水下机器人, 机器视觉.

周波 (1981 -), 男, 副教授. 研究领域: 非线性估计与控制, 机器人技术.

戴先中 (1954 -), 男, 教授. 研究领域: 非线性系统理论, 电力系统控制, 机器人技术和应用.