

文章编号 1004-924X(2019)02-0499-12

自适应背景光估计与非局部先验的水下图像复原

王一斌¹, 尹诗白^{2,3,4*}, 吕卓纹¹

(1. 四川师范大学 工学院, 四川 成都 610101;

2. 西南财经大学 经济信息工程学院, 四川 成都 610074;

3. 西南财经大学 金融智能与金融工程四川省重点实验室, 四川 成都 610074;

4. 西南财经大学 互联网金融创新及监管四川省协同创新中心, 四川 成都 610074)

摘要:有效地实现单幅水下降质图像复原对水下资源探索及环境监控领域的清晰图像获取具有极其重要的意义。为解决常用暗通道先验方法来复原图像时,背景光的估计易受白色物体干扰,且无法有效估计前景中白色物体透射率,复原质量不高的问题。本文提出了自适应背景光估计与非局部先验的水下图像复原算法。首先根据背景光具有高亮度及平坦性的特点,利用阈值分割算法获得背景光的候选区域,再通过图像的色调信息从候选信息中选取最佳的背景光点。随后,利用各颜色通道光的波长与散射系数的相关性,提出了适用于水下图像的非局部先验,并利用该先验估计各通道的透射率。最后针对复原结果中,因水下介质,微生物,水流影响而产生的加性噪声,设计去噪的最小优化问题,并利用引导滤波求解该问题,以去除复原结果中的加性噪声。实验表明:该算法在确保运行效率的基础上,准确地估计透射率,较常用算法的复原精度提高了约 18%。证明了该算法能有效用于单幅水下图像复原的工程实践中。

关键词:水下成像;机器视觉;非局部先验;引导滤波;图像复原

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192702.0499

Underwater image restoration with adaptive background light estimation and non-local prior

WANG Yi-bin¹, YIN Shi-bai^{2,3,4*}, LÜ Zhuo-wen¹

(1. Department of Engineering, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China;

2. Department of Economic Information Engineering,

Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China;

3. Key Laboratory of Financial Intelligence and Financial Engineering of Sichuan Province,
Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China;

4. Collaborative Innovation Center for the Innovation and Regulation of Internet-based Finance,
Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)

* Corresponding author, E-mail: shibai.yin@gmail.com

Abstract: It is significant to realize effective single underwater image restoration for acquiring clear

收稿日期:2018-08-16;**修订日期:**2018-10-13.

基金项目:四川省教育厅一般项目资助(No. 18ZB0484);四川师范大学自制仪器设备项目资助(No. ZZYQ2017001);国家自然科学基金青年科学基金资助项目(No. 61502396);西南财经大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. JBK150503, No. JBK1801076)

image in underwater exploration and underwater environment monitoring field. Most existing algorithms use dark channel priors to restore images, which lead to inaccurate estimates of the background light and transmission map. Hence, a novel method with adaptive background light estimation and nonlocal prior was proposed. Firstly, the candidate water light regions could be obtained by a threshold segmentation algorithm owing to the fact that water light regions have the properties of flat and high brightness. Then, the water light value could be decided from the candidate regions by the dominant tone of the input image. Secondly, the nonlocal prior was built to estimate the transmission map by taking into account the wavelength dependence of the attenuation. Finally, in order to remove the additive noise from the medium and microorganisms, a minimal optimization problem with the solution strategy of guided filter was proposed for obtaining the de-noising result. The experimental results verify that the proposed algorithm not only ensures operation efficiency, but can also estimate the correct transmission map. In general, the restoration precision has improved by 18% compared with the existing algorithm. It can be used in the engineering practice of restoring a single underwater image.

Key words: underwater imaging; machine vision; non-local prior; guided filter; image restoration

1 引言

近年来,随着海洋资源的开发,水下图像被广泛用于海洋环境监控,水下资源探索及水下生物学等诸多领域。然而,光在水下传播时由于存在水对光选择性吸收,介质散射等现象,以及水中复杂环境,使得水下图像质量严重退化,具有模糊度高,对比度低,噪声大的缺点,严重影响了水下信息的准确获取。如何对水下图像进行快速复原,消除模糊,去除噪声,提高清晰度具有重要的意义^[1]。

目前出现了一系列基于应用物理及数学的水下图像复原法^[2-4],其中物理成像模型的单幅图像复原法是该领域的研究热点。其基本原理是根据水下图像的退化过程,构建水下成像的物理模型以恢复清晰图像^[5]。由于在某种程度上,水下图像与雾天图像成像有相似之处,都涉及光的反射和散射,因此,很多学者利用 He 提出的暗通道先验去雾算法来恢复水下图像^[6],但水对光的选择性吸收,使得直接使用该类方法求的暗通道值偏小,估计的透射率偏大,复原的结果偏暗。为此,杨等提出了颜色失真去除与暗通道先验的水下图像复原算法,它利用灰度等级去除颜色失真,再利用暗通道先验进行水下增强^[7]。曹等人则利用暗原色先验对水下图像去模糊,再利用颜色量化实现图像的颜色校正,恢复颜色平衡^[8]。考虑到水

对红光的吸收率最高, Serikawa 等人将暗通道先验用于蓝绿通道的成像模型,再利用联合三角滤波来优化透射率,获得了较好的结果^[9]。Chiang 等人在水下成像模型中添加了反映波长,深度与图像降质关系的参数,获得清晰图像^[10]。Galdran 等人进一步提出了自动红通道先验的水下图像复原算法,它将红通道反转后用于红通道成像模型,再利用暗通道先验求解清晰图像,算法简单高效^[11]。但上述方法终究是基于局部暗通道先验的复原策略,不但背景光的估计易受白色物体干扰,还具有无法准确估计前景中白色物体透射率的问题,复原质量不高^[12]。另一方面,基于非局部颜色先验的图像复原法于 2016 年由 Berman 提出,它利用清晰图像中颜色相近的像素点降质后,在颜色空间中对成线的非局部特性来估计透射率,有效复原图像,但该算法仅适用于大气成像模型,不适用于水下成像模型^[13]。

为了解决暗通道先验算法存在的问题,本文提出了自适应背景光估计及非局部颜色先验的水下图像复原算法。主要贡献在于:提出了自适应背景光提取算法,它根据水下背景光具有高亮度和平坦性的特点,采用阈值分割法获取候选的背景光区域,再利用色调信息从候选区域中选取背景光点,有较高的鲁棒性;利用各颜色通道光的波长与散射系数的相关性,提出适用于水下图像的非局部先验,并由该先验估计各通道的透射率,以解决了暗通道先验算法无法有效处理白色区域的

问题;在图像复原的基础上,针对成像时因水中介质,微生物,水体流动产生的加性噪声,设计了去噪的最小优化问题,进一步利用引导滤波求解该问题,获得最终的清晰图像。

2 水下成像退化模型

Jaffe-McGlamery 定义的水下物理散射模型^[14]可知,水下摄像机接收的光由直接分量,前向散射分量和背景散射分量三部分线性叠加而成,如图 1 所示。

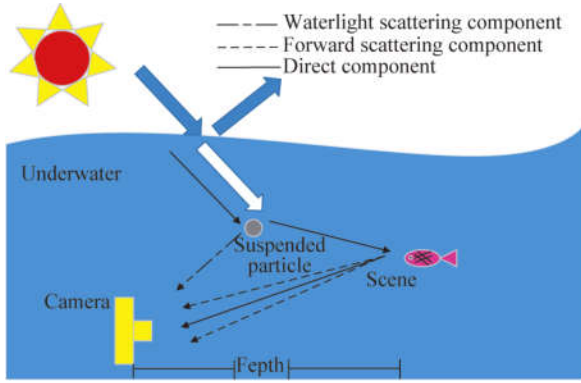


图 1 水下物理散射模型

Fig. 1 Underwater physical scattering mode

直接分量是物体的反射光在传播过程中直接进入摄像机的部分;前向散射分量是反射光发生小角度散射后进入摄像机的部分;背景散射分量是背景光经悬浮颗粒散射后返回摄像机的部分。当场景与相机距离不大时,前向散射分量可被忽略,成像模型仅包括直接分量和背景散射分量两部分:

$$I_c(x) = t_c(x) J_c(x) + (1 - t_c(x)) A_c, \quad (1)$$

其中: c 为颜色通道 $c \in \{R, G, B\}$, x 为图像中像素的坐标; I_c 为颜色通道 c 下观测的图像; J_c 为颜色通道 c 下对应的清晰图像; A_c 为颜色通道 c 下的全局背景光; t_c 为颜色通道 c 下的光透射率,它与景深 $z(x)$ 和散射系数 β_c 有关,可表示为:

$$t_c(x) = \exp(-\beta_c z(x)). \quad (2)$$

3 复原算法基本原理

3.1 自适应背景光估计

全局背景光 A_c 代表水下场景中各颜色通道

的散射光强度,需从远离镜头的水下区域中确定。通过大量实验,可以发现背景光区域往往具有平坦和高亮度的特性,为此本文提出基于亮度、梯度和色调的强鲁棒性背景光提取算法。首先,对图像的亮通道图及梯度图分别进行二值化处理,以搜索高亮及平坦区域,求取两区域交集中亮度最大的前 0.1% 像素集作为水下背景光候选区域,考虑到此候选区域中仍有可能存在白色高亮的干扰区域,进一步利用水下背景区域呈显著蓝/绿色调的特性,选取最佳的背景光点,算法流程如图 2 所示。

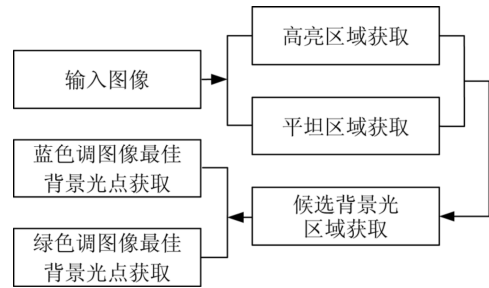


图 2 自适应水下背景光估计流程图

Fig. 2 Flow chart of adaptive background light estimation

通过公式(3)确定背景中的高亮度区域:

$$L_b(x) = \begin{cases} 0, & L(x) < \alpha \\ 1, & L(x) \geq \alpha \end{cases}, \quad (3)$$

其中: L 是 Lab 颜色空间的亮分量, L_b 是 L 的二值结果,分割阈值 $\alpha = L_{\text{mean}} + (255 - L_{\text{mean}})/3$,其中 L_{mean} 为亮分量的灰度均值,则 $L_b = 1$ 代表高亮区域。随后,利用 L 分量的梯度 G 来计算图像中的平坦区域:

$$G_b = \begin{cases} 1, & G(x) < \gamma \\ 0, & G(x) \geq \gamma \end{cases}, \quad (4)$$

其中: G_b 为梯度图 G 的二值结果, γ 为平坦区域的分割阈值,令 $\gamma = \min(T_G, \delta)$,其中 T_G 为 G 的直方图分布中概率最大值所对应的梯度, δ 为经验值,设为 20。则 $G_b = 1$ 表示为平坦区域。由于背景光区域具有高亮度和平坦性,可选取同时满足 $L_b = 1$ 和 $G_b = 1$ 的像素点交集区域,并膨胀该区域,从中选取面积大于图像总面积 5%的联通区域作为背景光候选区域,如图 2(a)为初始的水下图像 Blue Ocean,图 2(b)为获取的背景光候选区域。为了避免悬浮粒子的影响,进一步从候选区域中挑选亮度最高的前 0.1% 像素作为候选的

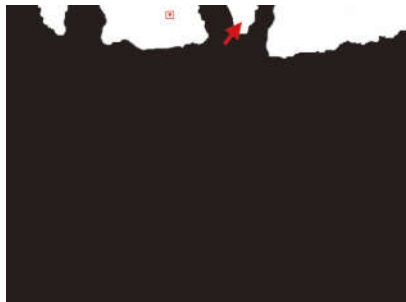
全局背景光点。

然而此候选区域中仍可能存在白色高亮的干扰区域,如图 3(a)Blue Ocean 中潜水员周围密集的气泡(对应图 3(b)中箭头所指的白色区域),若用此干扰区域的像素点来估计全局背景光,势必会导致背景光值偏大且失真。为此,本文结合图像的色调信息来选取最优的背景光。该方法的主要原理是利用干扰区域点与真实背景点的红、蓝、绿通道值的差异性来加以区分。众所周知,水下成像时,红光最早被吸收,图像呈显著的蓝绿色调,而距离镜头较远的远景区域,蓝绿色调则更明显,因此最佳背景光点应具有红通道值较低,蓝或绿通道值较大的特性。相反,高亮的干扰区域,如图 3(a)中远景的白色气泡,则具有红、蓝、绿通道值均较大的特点。利用两者颜色通道值的差异性,可有效的选出最优的背景光点,如图 3(a)、图 3(b)中红框标识的像素点(彩图见期刊电子版)。



(a)Blue Ocean 水下图像

(a)Blue Ocean image



(b)Blue Ocean 图候选的背景光区域

(b)Candidates of global background light regions in Blue Ocean image

图 3 全局背景光估计

Fig. 3 Estimated global background light

具体而言,在选择最优像素点之前,需判断图像的色调信息,假设 I_{mean}^B 和 I_{mean}^G 分别为图像 I 在

蓝绿通道的灰度平均值,若 $I_{\text{mean}}^B > I_{\text{mean}}^G$,则图像为蓝调,故选取候选背景光像素中,蓝-红通道灰度差值最大的像素点值作为全局背景光。同样,若 $I_{\text{mean}}^B \leq I_{\text{mean}}^G$,则图像为绿调,选取候选区域中绿-红通道灰度差值最大的点为最终的全局背景光。该方法不但摒弃了高亮像素区域的干扰,还考虑了图像的色调,较直接求取候选区域像素点各通道灰度的平均值,或求取蓝或绿通道最大值点的方法,具有更高的精度和更好的鲁棒性。因此对于图 3(a)的蓝色调 Blue ocean 图像而言,即使候选区域虽包含高亮水泡的干扰区域,如图 3(b)中箭头所指区域,本文算法也能有效排除,准确地选取最优背景点。

3.2 非局部先验的透射率估计

3.2.1 粗略透射率估计

应用于雾天图像透射率估计的非局部先验表明,清晰无雾的户外图像最多可由几百种不同颜色表示,相同颜色的像素点在 RGB 空间中聚成一簇,而受雾气散射作用的影响,清晰图像中原本对应成簇的像素点,在降质图像的 RGB 空间中形成一条雾线,线上的像素点具有不受局部区域限制,分布在图像不同位置的特性^[13]。利用此非局部先验可估计出雾线上像素点的透射率。但该先验针对大气成像提出,透射率在各颜色通道取值一致,水下成像时不同颜色的光在水中的散射系数 β_c 并不相同,各颜色通道的透射率 t_c 需单独估算。为此,本文提出了适用于水下成像的非局部先验透射率估计方法。由式(1)和式(2)可知,各通道的成像模型如下:

$$\begin{cases} (A_R(x) - I_R(x)) = e^{-\hat{\beta}_R Z(x)} (A_R(x) - J_R(x)) \\ (A_G(x) - I_G(x)) = e^{-\hat{\beta}_G Z(x)} (A_G(x) - J_G(x)), \\ (A_B(x) - I_B(x)) = e^{-\hat{\beta}_B Z(x)} (A_B(x) - J_B(x)) \end{cases} \quad (5)$$

令 $\lambda_{RG} = \beta_R/\beta_G$ 和 $\lambda_{RB} = \beta_R/\beta_B$,对公式(5)中后两式两边做 $\lambda_{RG}, \lambda_{RB}$ 幂次操作:

$$(I_R(x) - A_R(x)) = t_R(x) (J_R(x) - A_R(x)), \quad (6)$$

$$\text{sign}(I_G(x) - A_G(x)) (I_G(x) - A_G(x))^{\lambda_{RG}} = t_R(x) (J_G(x) - A_G(x))^{\lambda_{RG}}, \quad (7)$$

$$\text{sign}(I_B(x) - A_B(x)) (I_B(x) - A_B(x))^{\lambda_{RB}} = t_R(x) (J_B(x) - A_B(x))^{\lambda_{RB}}, \quad (8)$$

其中: $\text{sign}(\cdot)$ 为保留符号操作,它是为了防止 λ_{RG} 和 λ_{RB} 的幂次操作改变 $I_c - A_c$ 原有符号而实

施的。从式(6)~式(8)可见各通道的成像模型均可由 $t_R(x)$ 表示。若将 $I_R(x) - A_R(x)$ 定义为 $I_R^\Delta(x)$, $(I_G(x) - A_G(x))^{\lambda_{RG}}$ 定义为 $I_G^\Delta(x)$, $(I_B(x) - A_B(x))^{\lambda_{RB}}$ 定义为 $I_B^\Delta(x)$, 则 RGB 空间的源点转换到背景光 A_c 处, 以背景光 A_c 为球心的球坐标系下 $I_c^\Delta(x)$ 定义为:

$$I_c^\Delta(x) = [r(x), \theta(x), \varphi(x)], \quad (9)$$

式中: $\theta(x)$ 和 $\varphi(x)$ 分别为经度和纬度, $r(x)$ 为像素点到球心的距离:

$$r(x) = \| I_c^\Delta(x) - A_c(x) \| = \sqrt{(I_R(x) - A_R(x))^2 + (I_G(x) - A_G(x))^{2\lambda_{RG}} + (I_B(x) - A_B(x))^{2\lambda_{RB}}}. \quad (10)$$

由式(6)~式(8)可知, 在 J_c, A_c, λ_{RG} 和 λ_{RB} 确定的情况下, 不同深度的场景点 $I_c^\Delta(x)$ 仅与 $t_R(x)$ 的变化有关, 而在 $\theta(x)$ 和 $\varphi(x)$ 不变的情况下, $t_R(x)$ 的变化又仅与 $r(x)$ 相关, 因此, 经纬度 $\theta(x)$ 和 $\varphi(x)$ 相同的像素点, 在清晰图像中应有相似的 RGB 值, 利用文献[13]中 k 维树聚类算法将经度, 纬度相同的像素点进行聚类, 同一类像素点即为满足水下成像非局部先验的一条雾线。

对于任一条雾线而言, 由式(6)~式(8)与式(10)可估计雾线上点的 $t_R(x)$ 值:

$$t_R(x) = r(x) / \sqrt{d}, \quad d = \sqrt{(J_R(x) - A_R(x))^2 + (J_G(x) - A_G(x))^{2\lambda_{RG}} + (J_B(x) - A_B(x))^{2\lambda_{RB}}}. \quad (11)$$

考虑到 $t_R(x)$ 的取值范围为 $[0, 1]$, 当 $t_R(x)$ 为 1 时, 对应的最大距离 $r_{\max}(x)$:

$$r_{\max}(x) = \sqrt{e}, \quad e = \sqrt{(J_R(x) - A_R(x))^2 + (J_G(x) - A_G(x))^{2\lambda_{RG}} + (J_B(x) - A_B(x))^{2\lambda_{RB}}}. \quad (12)$$

而雾线上 $r_{\max}(x)$ 对应的点为该线上距离摄像机最近, 降质程度最小的近似清晰点, 假设每条雾线都存在这样的点, 则透射率 $t_R(x)$ 的计算公式如下:

$$t_R(x) = \frac{r(x)}{r_{\max}(x)}, \quad (13)$$

其中: $r_{\max}(x)$ 为此条雾线上所有像素 $r(x)$ 的最大值。由此可获得整张图像的透射率 t_R , 再由 λ_{RG} 和 λ_{RB} 即可获得绿蓝通道的透射率 t_G 和 t_B 。这里散射系数比 $\lambda_{RG}, \lambda_{RB}$ 的选取是关键, 不恰当的 λ_{RG} 和 λ_{RB} 值会导致复原结果颜色失真和透射率产生误差, 详细选取策略见 3.2.2 节。

由于式(13)是基于像素估计透射率的方式,

并没有考虑空间相关性, 因此当雾线的像素较少或像素的景深较大时, $r(x)$ 的值较小, 透射率 $t_R(x)$ 受噪声干扰严重, 估计结果失真。考虑到透射率是景深的函数, 因此观测图像 I 中景深变化平滑的区域, 透射率 t_c 也相应平滑, 而 I 中边缘景深突变时, t_c 也应随之产生跃变。因此需对上述粗略估计的透射率进一步实施优化, 使其平滑的同时, 保持跃变的边缘信息, 详细的优化策略见 3.2.2 节。

3.2.2 粗略透射率优化

首先优化透射率 t_R 的边界信息, 由 $J_c \geq 0, \forall c \in \{R, G, B\}$, 可确定透射率 t_R 的边界。考虑到不同颜色通道下透射率的值并不相同, 由等式(6)~式(8), 可得到满足 $J_c \geq 0$ 时, 红通道透射率 t_R 的下界 t^{LR} :

$$t^{LR} = \max \left\{ 1 - \frac{I_R}{A_R}, \left[1 - \frac{I_G}{A_G} \right]^{\lambda_{RG}}, \left[1 - \frac{I_B}{A_B} \right]^{\lambda_{RB}} \right\}. \quad (14)$$

将该下界应用到公式(13), 得到满足边界约束的红通道透射率 $\tilde{t}_R^{LR}(x)$:

$$\tilde{t}_R^{LR}(x) = \max \{ t_R(x), t^{LR}(x) \}. \quad (15)$$

图像的透射率在深度连续的区域均平滑, 因此当输入图像为平滑图像时, 希望最终得到的透射率近似于 $\tilde{t}_R^{LR}(x)$ 且保持平滑。因此, 构建以下的优化函数:

$$\sum_x \frac{[\hat{t}_R(x) - \tilde{t}_R^{LR}(x)]^2}{\sigma^2(x)} + \omega \sum_x \sum_{y \in N_x} \frac{[\hat{t}_R(x) - \tilde{t}_R^{LR}(y)]^2}{\| I_R(x) - I_R(y) \|^2}, \quad (16)$$

其中: \hat{t}_R 为优化后红通道的精细透射率, 参数 ω 是数据项和平滑项之间的控制权重, N_x 表示图像中点 x 的四邻域点, $\sigma(x)$ 为 \tilde{t}_R^{LR} 的标准方差。由此算得的透射率 \hat{t}_R , 即可获得蓝绿通道的透射率, 从而获得整张图像的精细透射率 t_c 。

3.3 水下图像复原与去噪

将式(16)得到精细透射率 t_c 和 3.1 节估计的背景光 A_c 带入公式(1), 可得清晰图像:

$$J_c(x) = \frac{I_c(x) - A_c}{\max(t_c(x), t_0)} + A_c, \quad (17)$$

式中: t_0 是透射率下限值, 设为 0.01。然而受成像系统本身的误差, 水中介质、微生物以及水体流动性的影响, 水下成像存在大量的加性噪声, 仅利用式(17)来复原清晰图像, 仍有噪声残余, 相关实

验参见 4.2 节。

由文献[17]可知,含有噪声的观测图像 $\mathbf{S}=\mathbf{Q}+\mathbf{n}$, \mathbf{Q} 与 \mathbf{n} 分别为清晰图像和加性噪声。 \mathbf{Q} 的求解可构建如式(18)的最小优化问题 $f(\mathbf{Q})$ 解决:

$$\min f(\mathbf{Q}) = \|\mathbf{Q}-\mathbf{S}\|^2 + \varphi \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (\mathbf{Q}-D_{m,n}\mathbf{Q})\mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{S})(\mathbf{Q}-D_{m,n}\mathbf{Q})^T, \quad (18)$$

式中: φ 为权重系数。 $D_{m,n}$ 是转移系数,表示图像 \mathbf{Q} 在水平和垂直方向分别移动 m 个像素和 n 个像素; l 为邻域窗口大小; $\mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{S})$ 是降低 \mathbf{S} 边缘上像素平滑作用的权重矩阵,矩阵非对角线上元素值为 0,对角线上的元素值与边缘强度成反。

假设初始值 $\mathbf{Q}_0=\mathbf{S}$, 进行一次 Jacobi 迭代[18], 得到 $f(\mathbf{Q})$ 的初步解为:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{Q}_0 - \text{diag} \left\{ \left. \frac{\partial^2 f(\mathbf{Q})}{\partial \mathbf{Q}^2} \right|_{\mathbf{Q}_0=\mathbf{S}} \right\}^{-1} \left. \frac{\partial f(\mathbf{Q})}{\partial \mathbf{Q}} \right|_{\mathbf{Q}_0=\mathbf{S}} = [\mathbf{I}-\mathbf{M}(\mathbf{S})]^{-1} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (D_{m,n}-\mathbf{D}^T \mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{S})(D_{m,n}-\mathbf{D})) \mathbf{S}. \quad (19)$$

从式(19)可知求解策略的实质是由滤波算子 $\mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{S})$ 与图像 \mathbf{S} 相乘来实现的,即对图像 \mathbf{S} 实施滤波操作。

由此,对于复原后仍含有噪声的水下成像图像,可构建如下去噪的目标函数:

$$\min f(\tilde{\mathbf{J}}_c) = \|\tilde{\mathbf{J}}_c - \mathbf{J}_c\|^2 + \lambda \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (\tilde{\mathbf{J}}_c - D_{m,n}\tilde{\mathbf{J}}_c)\mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{J}_c)(\tilde{\mathbf{J}}_c - D_{m,n}\tilde{\mathbf{J}}_c)^T. \quad (20)$$

其中: \mathbf{J}_c 为式(17)获得的复原图像, $\tilde{\mathbf{J}}_c$ 为待估计的去噪图像, $\mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{J}_c)$ 设计为引导图像 \mathbf{J}_c 的引导滤波核函数:

$$\mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{J}_c(x)) = \frac{\sum_{y \in \Omega(x)} \left(1 + \frac{(\mathbf{J}_c(x)-\mu)(\mathbf{J}_c(y)-\mu)}{\delta^2 + \epsilon} \right)}{|\chi|^2}, \quad (21)$$

式中: y 为以 x 为中心的邻域 $\Omega(x)$ 内像素, $|\chi|$ 为邻域 $\Omega(x)$ 内的像素个数; μ 和 δ^2 分别为滤波器窗口内引导图像 \mathbf{S} 的均值和方差; ϵ 为调整参数。

具体实施时,引导滤波操作如式(22)所示,即可获得最后去噪的清晰图像。

$$\tilde{\mathbf{J}}_c(x) = \mathbf{W}_{[m,n]}(\mathbf{J}_c(x)) \mathbf{J}_c(y) \quad y \in \Omega(x). \quad (22)$$

3.4 散射系数比估计

不恰当的散射系数比 λ_{RG} , λ_{RB} 将会导致复原

结果颜色失真和透射率产生误差。由于散射系数比由不同的水域类型确定,这里通过实验确定复原水下图像最合适的散射系数。已知 10 种 Jerlov 水域类型(I, IA, IB, II, III, 1, 3, 5, 7, 9)。从文献[15]中可获取不同 Jerlov 水域类型下,波长为 475 nm 的红光,525 nm 的绿光,600 nm 的蓝光所对应的散射系数 $\beta_R, \beta_G, \beta_B$, 由此得到不同水域类型的散射系数比 $\lambda_{RG}, \lambda_{RB}$ 如图 4 所示。

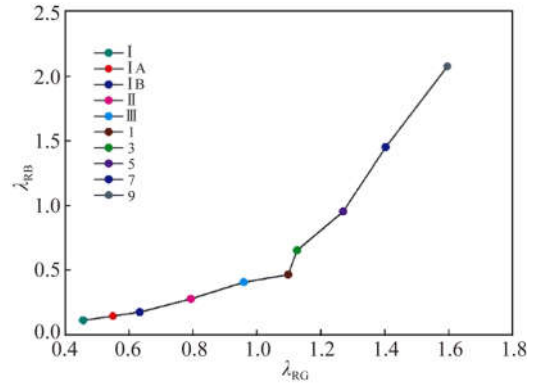


图 4 不同水域类型下的散射系数比

Fig. 4 Attenuation coefficients ratio of different water types

然而,对于任一张水下图像,选取何种水域类型的散射系数最佳呢? 本文采用穷举的方法,逐一测试 10 种水域类型对应的散射系数比,并基于“灰度世界”假设选取最好的复原结果。灰度世界颜色平衡图像的计算方法如公式(23)所示,算法实施的伪代码如下:

输入: \mathbf{I}

输出: \mathbf{J}

1. 采用 3.1 节的方法计算水下背景光 A_c
2. for 图 3 中 10 种水类型的每一组 ($\lambda_{RG}, \lambda_{RB}$)
3. 实施 3.2 节和 3.3 节操作,获取复原图像 \mathbf{J} 和去噪图像 $\tilde{\mathbf{J}}$
4. 按公式(23)对 \mathbf{J} 实施灰度世界颜色平衡算法获得 \mathbf{J}_{Gray}
5. 计算 \mathbf{J} 与 \mathbf{J}_{Gray} 的欧式距离 d_j
6. 返回 d_j 最小时对应 \mathbf{J} 的去噪结果 $\tilde{\mathbf{J}}$

$$\begin{cases} \mathbf{J}_{GrayR} = \mathbf{J}_R \frac{\bar{\mathbf{J}}_R + \bar{\mathbf{J}}_G + \bar{\mathbf{J}}_B}{3\bar{\mathbf{J}}_R} \\ \mathbf{J}_{GrayG} = \mathbf{J}_G \frac{\bar{\mathbf{J}}_R + \bar{\mathbf{J}}_G + \bar{\mathbf{J}}_B}{3\bar{\mathbf{J}}_G} \\ \mathbf{J}_{GrayB} = \mathbf{J}_B * \frac{\bar{\mathbf{J}}_R + \bar{\mathbf{J}}_G + \bar{\mathbf{J}}_B}{3\bar{\mathbf{J}}_B} \end{cases}. \quad (23)$$

式中: $J_{\text{GrayR}}, J_{\text{GrayG}}, J_{\text{GrayB}}$ 分别为灰度世界颜色平衡图像 J_{Gray} 的 R, G, B 通道图像。 $J_{\text{R}}, J_{\text{G}}, J_{\text{B}}$ 和 $\bar{J}_{\text{R}}, \bar{J}_{\text{G}}, \bar{J}_{\text{B}}$ 分别为复原结果 J 的 R, G, B 通道图像及对应的通道图像平均值。

4 实验复原与结果分析

为验证本文算法的有效性,选取多幅浅海区域的水下图像进行复原实验,内容包括:本文算法透射率与基于暗通道先验的复原算法透射率比较。本算法与基于暗通道先验算法的复原结果比较。

比较算法选用 Galdran 提出的红通道先验复原算法,Chiang 等人提出的波长补偿及去雾算法,Serikawa 提出的联合三边滤波复原算法。其中,红通道先验的复原算法是经典暗通道先验算法的改进版,它根据水中红光吸收率高的特性,将红通道取反的结果用于复原,能有效去除模糊,降低噪声;波长补偿及去雾算法也来源于暗通道先验算法,不同的是它在成像模型中添加了反应深度,波长与图像降质关系的参数。联合三边滤波采用蓝绿通道的暗通道先验来估计透射率。各算法的其余参数设置如下:

(1) 本文算法。3.1 节中 δ 设为经验值 20。3.2 节中 λ_{RG} 和 λ_{RB} 的值由 3.4 节算法自适应确定,本文实验部分展示的 Open scene, Fish, Driver 3 幅图像,经 3.4 节算法确定后,其对应的散射系数比均为 $\lambda_{\text{RG}} = 1.098, \lambda_{\text{RB}} = 0.465$ 。3.4 节中引导滤波邻域窗口半径为 5, ϵ 为 4×10^{-3} 。

(2) 波长补偿及去雾算法。红光的残余能量比为 0.8,蓝光的残余能量比为 0.93,绿光的残余能量比为 0.95。

(3) 红通道先验算法。红通道先验图像的邻域窗口半径为 11,可见性恢复系数为 16.469 5,修复质量系数为 2.119 7。

(4) 联合三边滤波复原算法。三边滤波邻域窗口半径为 8, ϵ 为 0.2×0.2 。

所有算法均在配置为 Intel Core 3.4 GHz CPU 和 16 G 内存的台式机上,使用 Matlab R2015a 编程实现,采用 Hautiere 等人提出的无参照量化指标 e, r, σ 来评估各算法复原质量^[11,19]。其中 e 为复原后图像的视觉边缘数量的

增加量与初始图像视觉边缘数量的比值, r 为复原后图像像素点梯度的平均值, σ 为像素完全变黑或者完全变白的百分比。 e 和 r 越大,复原保留细节信息越多,清晰度越高。 σ 值越小,复原图像既没有饱和,边缘也没有模糊,复原质量越优。

4.1 透射率结果对比

为了验证非局部先验的有效性,选取含有白色面板及高亮海底区域的 Seefloor 图 5(a) 实施复原,并将透射率光谱图,复原结果图与基于暗通道先验的水下复原算法相对比,其中透射率值越低的像素点在透射率光谱图颜色越偏蓝,透射率值越高的像素点对应光谱颜色越偏红。

如图 5(g) 所示,Chiang 算法的透射率结果将前景中高亮的海底区域误估计为透射率趋于 0 的水下背景光区域,因此复原结果图 5(c) 中间对应的海底区域各通道具有较高的灰度值,总体复原结果亮度较高。Serikawa 算法的透射图 5(h) 中,远处的背景光区域与前景的海底区域具有近似的透射率光谱值,说明海底区域也被误估计为背景光区域,且复原结果图 5(d) 颜色失真。Galdran 算法将白色面板边缘视为背景光,使得面板对应的透射率光谱颜色偏蓝,复原结果图 5(e) 亮度较高,背景光晕现象明显。相比而言,本文算法的透射率光谱图 5(f) 能有效区分背景光,面板,和海底等高亮区域,复原结果图 5(b) 质量较高。此外,对 PKU-EAQA 数据集^[20] 中 100 张测试图像进行批量透射率估计实验,并从中选取 2 幅带有白色干扰区域的 Open scene 和 Divers 图像展示其透射率估计结果。从图 6 可见,比较算法的结果图 6(c)、(d)、(e) 中,Open scene 图像的白色潜水推进器与 Divers 图像中高亮的海底均被误认为透射率较低的水下背景光区域,如图中箭头所示,而本文中的透射率结果图 6(b),不但能较好地处理高亮的白色区域,且更满足透射率随图像深度加深而递减的物理规律。为验证上述观点,利用文献[21]的方法估计 PKU-EAQA 数据集中图像的深度,并计算深度图与相应透射率图的 SSIM 值,实验表明本文算法的平均 SSIM 值为 0.921, Galdran 算法为 0.898, Serikawa 算法为 0.875, Chiang 算法约为 0.853。因此,本文算法估计的透射率结果与深度图的相关率最大。

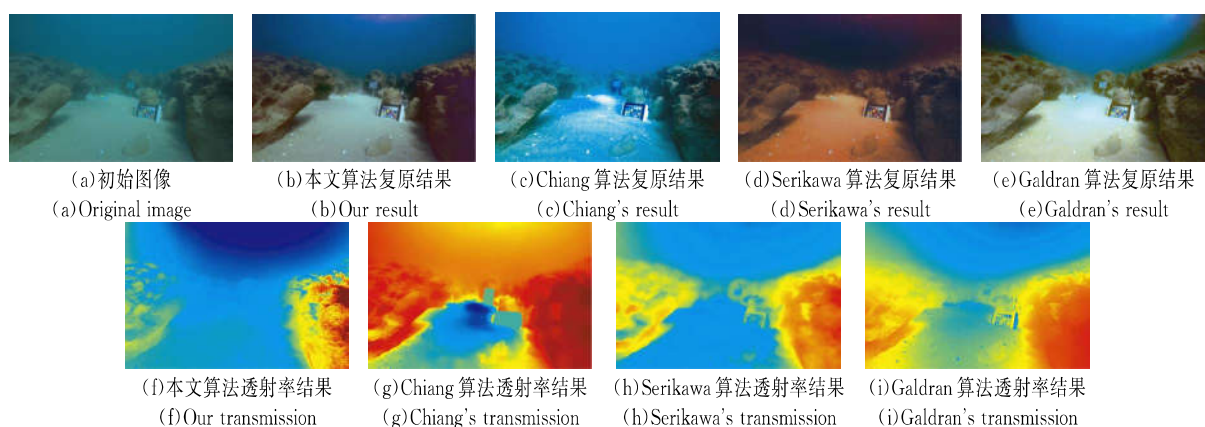


图 5 Seefloor 图像透射率及复原结果对比

Fig. 5 Comparisons of transmission and restoration results for Seefloor image

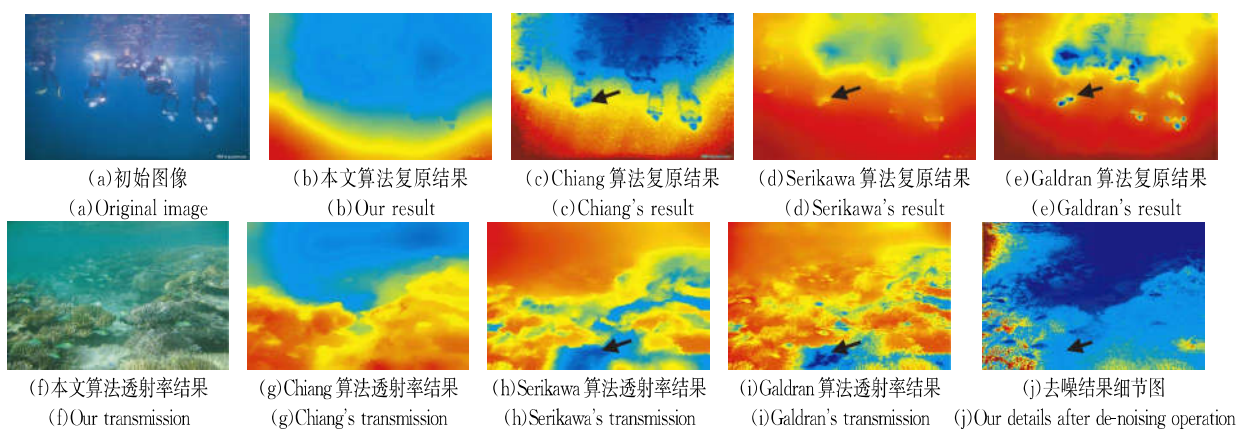


图 6 Open scene 和 Divers 图像的透射率及复原结果对比

Fig. 6 Comparisons of transmission and restoration results for Open scene and Divers images

4.2 复原结果对比

为了验证本文算法复原及去噪的有效性,复原实验选取了纹理细节信息丰富,且水中介质,水流影响产生噪声的 Open scene, Fish, Driver 图像进行复原效果的视觉对比,随后在 PKU-EAQA 数据集^[20]上 100 张图像进行复原和量化分析。首先,图 7 为本文算法实施式(22)去噪前后的结果对比(彩图见期刊电子版)。从中可见,

图 7(a)的 Open scene 图像和图 7(f)的 Fish 图像未实施公式(22)的复原结果图 7(b),图 7(g)仍存在大量噪声,且红框所示的背景区域对应的局部放大图 7(c),图 7(h)中噪声颗粒明显,相反实施式(22)的引导滤波去噪后,复原结果图 7(d),图 7(i)的噪声结果更平滑,局部放大图 7(e),图 7(j)在去噪的前提下保留了跳跃的边缘信息。

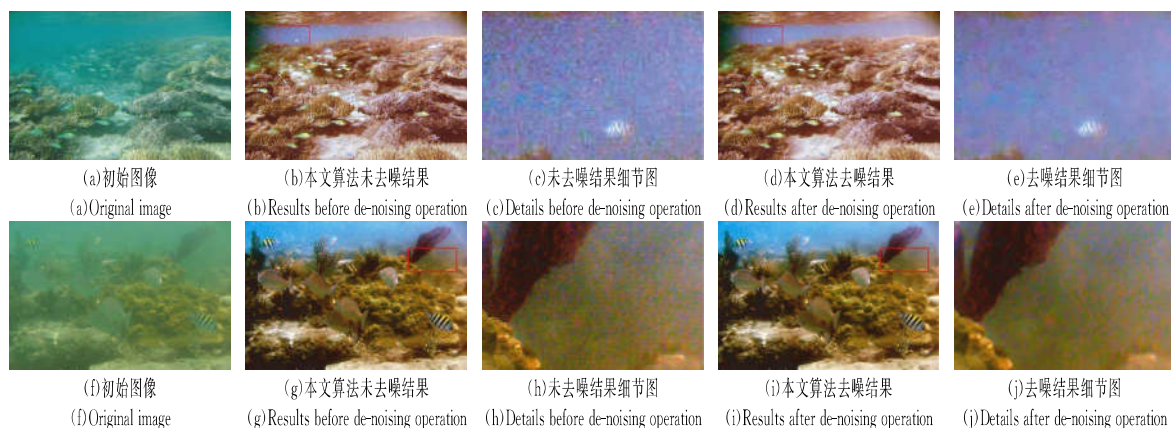


图 7 去噪前后的结果对比

Fig. 7 Comparison of results before and after de-noising operation

随后,图 8 和图 9 进一步给出了各算法对 Fish 和 Diver 图像的复原结果及局部放大图(彩图见期刊电子版)。从图 8(a)可见,初始 Fish 水下图像呈现蓝绿色,且鱼群和苔藓纹理难以辨识,模糊度高,图 8(a)红框对应的局部放大图 8(f),鱼鳞视觉效果较差,需要去除模糊和噪声。

从实验结果可见,4 种复原算法都不同程度提高了水下图像的清晰度。其中,Serikawa 提出的三边滤波复原结果图 8(d),虽然突出了水下目标的轮廓,但算法摒弃了红通道的像素信息,复原结果颜色整体偏蓝绿,细节信息未能完全复原,与图 8(f)对应的局部放大图 8(i),鱼鳞与苔藓对比度低。

Chiang 提出的波长补偿及去雾算法复原结果图 8(c)颜色更丰富,但由于算法根据背景光中不同颜色通道剩余能量的比例估计深度,存在估计误差,对远处场景的边缘细节恢复能力不强,如图 8(h)中鱼鳞边缘跳跃不明显。Chiang 提出的红通道先验算法结果图 8(e)较 Chiang 和 Serikawa 等人的复原结果图 8(c),图 8(d)更优,颜色对比度更强,但与本文算法复原结果仍有一定差距。本文算法复原结果图 8(b)不但颜色信息丰富,保留细节最多,还有效地抑制了噪声,改变了原始图像整体的模糊情况,局部放大图 8(g),暗黑的鱼鳞纹理明显,且与大气中观察到的鱼鳞颜色近似。

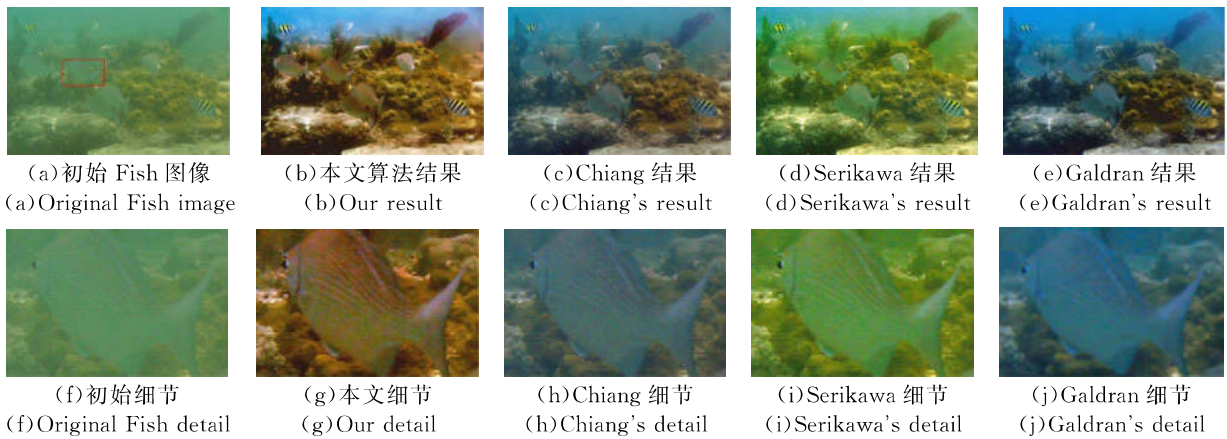


图 8 Fish 复原结果对比

Fig. 8 Comparison of restoration results of Fish image

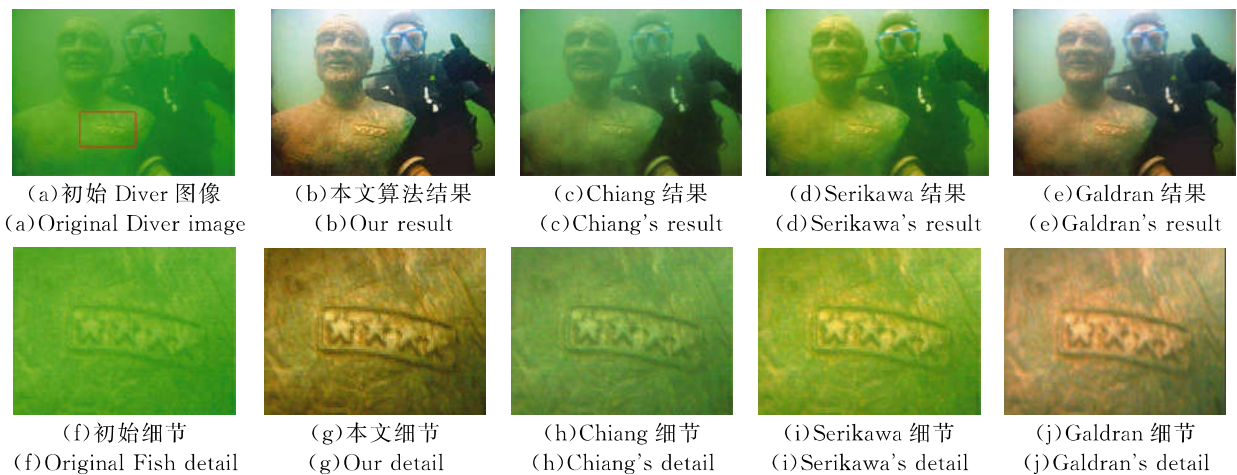


图 9 Diver 复原结果对比

Fig. 9 Comparison of restoration results of Diver image

图 9 与图 8 结果类似,本文算法仍具有最优的复原结果,对于模糊度较高的图 9(a),本文算

法复原结果图 9(b)中铜人的铁锈清晰可见,图 9(a)中红框对应的局部放大图 9(f)的复原结果

图 9(g) 边缘细节丰富。而图 9(c)~图 9(e) 虽复原出了目标轮廓, 但较本文结果仍相对模糊, 其局部放大图 9(h)~图 9(j) 五角星的纹理细节不够

清晰。上述实验中各算法对 Open scene, Fishes, Driver 3 幅图像复原后的量化 e, r, σ 结果及运行时间如表 1 所示。

表 1 不同算法的复原性能及运行时间对比

Tab. 1 Comparison of restoration performance and running time of different algorithms

Image	Our method				Chiang's method ^[10]				Serikawa's method ^[9]				Galdran's method ^[11]			
	e	r	σ	time/s	e	r	σ	time/s	e	r	σ	time/s	e	r	σ	time/s
Open source	0.441	2.230	0	5.91	0.171	1.781	0	7.64	0.149	2.141	0	4.83	0.401	1.125	0	4.92
Fish	8.512	3.331	0	6.02	0.184	1.430	0	7.31	0.916	1.863	0	4.93	4.554	2.379	0	5.01
Diver	22.693	2.264	0	6.26	0.104	1.297	0	7.01	0.441	1.571	0	4.88	16.46	2.119	0	5.21

可见在 σ 值相同的情况下, 本文具有最大的 e, r 值, 明显优于 Galdran 算法, Serikawa 算法和 Chiang 算法, 具有最丰富的细节信息和最高的清晰度。运行时间方面, Serikawa 算法最优, Galdran 算法次之, 本文算法与 Chiang 算法分别排列第三和第四。这是由于本文算法在图像复原的基础上进一步实施引导滤波去噪导致, 运行时间较效率高的 Serikawa 算法仅慢 0.8 s。为进一步验证算法的鲁棒性, 对 PKU-EAQA 数据集^[20] 中 100 幅水下图像进行测试。图 10(a) 显示了表 1 中不同算法复原结果的量化值 e, r , 图 10(b) 统

计了本文算法实施去噪前后结果的信噪比 PSNR。从中可见, 本文算法的 e, r 值最高, 分别约为 6.7 和 2.5。Galdran 算法和 Serikawa 算法结果次之, Chiang 算法结果 e, r 最小, 约为 0.8 和 1.4。 e, r 值越大, 复原效果越好, 因此本文算法复原结果清晰度最高, 较次优的 Galdran 算法, 复原精度至少提高了 18%。另一方面, PSNR 是基于噪声敏感的复原图像质量评价标准, 用其评价复原图像实施双边滤波去噪前后的结果, 由图 10(b) 可见图像在去噪后, PSNR 至少提高约 11%, 由此可知去噪操作的必要性。

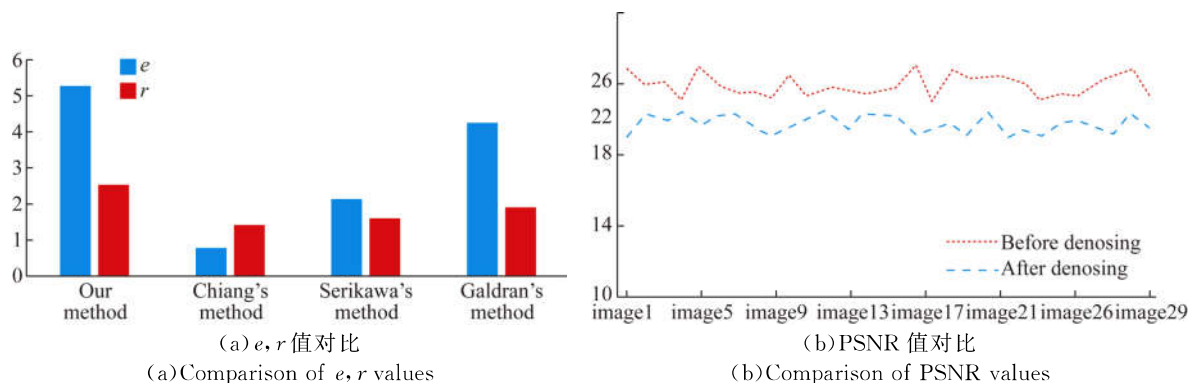


图 10 批量水下图像复原性能对比

Fig. 10 Comparison of restoration performance on batch of underwater images

5 结 论

本文提出了非局部先验和引导滤波的单幅水下图像复原算法, 它首先结合亮度, 梯度和色调信息估计出水下图像的背景光值; 然后利用颜色光的波长与散射系数的关系, 提出适用于水下图像成像特点

的非局部先验, 并由此先验估计不同颜色光的透射率; 随后在分析图像去噪问题的基础上, 设计了去噪的最小优化问题, 利用引导滤波求解该问题, 以去除复原结果中的加性噪声, 获得清晰图像。多幅图像测试表明: 本文算法在确保运行效率的基础上, 准确估计了透射率, 复原精度较存在算法提高了 18%, 能有效用于水下图像复原去噪的工程实践中。

参考文献:

- [1] 杨萍,郭乙陆,魏贺,等.一种用于水下图像的光谱重构方法:理论及应用[J].红外与激光工程,2017,46(3):323001-0323001(8).
YANG P, GUO Y L, WEI H, *et al.*. Method for spectral restoration of underwater images: theory and application [J]. *Infrared & Laser Engineering*, 2017,46(3): 323001-0323001(8). (in Chinese)
- [2] 范之国,宋强,代晴晴,等.全局参数估计的水下目标偏振复原方法[J].光学精密工程,2018,26(7):1621-1632.
FAN ZH G, SONG Q, DAI Q Q, *et al.*. Underwater target polarization recovery method based on global parameter estimation [J]. *Optics & Precision Engineering*, 2018,26(7): 1621-1632. (in Chinese)
- [3] 仇翔,戴明.基于L0稀疏先验的相机抖动模糊图像盲复原[J].光学精密工程,2017,25(9):2490-2498.
QIU X, DAI M. Blind restoration of camera shake blurred image based on L0 sparse priors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(9):2490-2498. (in Chinese)
- [4] 谢昊伶,彭国华,王凡,等.基于背景光估计与暗通道先验的水下图像复原[J].光学学报,2018,38(1):0101002.
XIE H L, PENG G H, WANG F, *et al.*. Underwater image restoration based on background light estimation and dark channel prior [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(1):0101002. (in Chinese)
- [5] DREWS P L, NASCIMENTO E R, BOTELHO S S, *et al.*. Underwater depth estimation and image restoration based on single images [J]. *IEEE Computer Graphics & Applications*, 2016, 36(2): 24-35.
- [6] 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.
- [7] 杨爱萍,郑佳,王建,等.基于颜色失真去除与暗通道先验的水下图像复原[J].电子与信息学报,2015,37(11):2541-2547.
YANG A P, ZHENG J, WANG J, *et al.*. Underwater image restoration based on color cast removal and dark channel prior [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(11): 2541-2547. (in Chinese)
- [8] 曹美,盛惠兴,李庆武,等.基于暗原色先验模型的水下彩色图像增强算法[J].量子电子学报,2016,33(2):140-147.
CAO M, SHENG H X, LI Q W, *et al.*. Underwater color image enhancement algorithm based on prior dark-channel model [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2016,33(2):140-147. (in Chinese)
- [9] SERIKAWA S, LU H. Underwater image dehazing using joint trilateral filter [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2014, 40(1): 41-50.
- [10] 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.
- [11] GALDRAN A, ALVAREZ-GILA A. Automatic red-channel underwater image restoration [J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2015, 26(5): 132-145.
- [12] 孙军平,杨军,林建恒,等.船舶水下辐射噪声信号理论模型及仿真[J].物理学报,2016,65(12):147-156.
SUN J P, YANG J, LIN J H, *et al.*. Theoretical model and simulation of ship underwater radiated noise [J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(12): 147-156. (in Chinese)
- [13] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Non-local image dehazing [C]. *Proceedings of Conference: the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 1674-1682.
- [14] MCGLAMGERY B L. A computer model for underwater camera systems [J]. *Proc Spie*, 1980, 208(208): 221-231.
- [15] JERLOV N G. *Marine Optics*[M]. Elsevier Science, 1976.
- [16] AUSTIN R W, PETZOLD T J. Spectral dependence of the diffuse attenuation coefficient of light in ocean waters: a reexamination using new data [C]. *Proceedings of Conference on the Ocean Optics X*, 1990: 164-165.
- [17] 张谢华,张申,方帅,等.煤矿智能视频监控中雾尘图像的清晰化研究[J].煤炭学报,2014,39(1):198-204.
ZHANG X H, ZHANG SH, FANG SH, *et al.*. Clearing research on fog and dust image in coalmine intelligent video surveillance [J]. *Journal of China Coal Society*, 2014, 39(1): 198-204. (in Chinese)
- [18] ELAD M. Retinex by two bilateral filters [C]. *Proceedings of Conference on Scale-Space Theo-*

ries in *Computer Vision*, 2005: 217-229.

- [19] HAUTIERE N, TAREL J P, AUBERT D, et al.. Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges [J]. *Image Analysis & Stereology*, 2008, 27(2): 87-95.
- [20] CHEN Z, JIANG T, TIAN Y. Quality assessment for comparing image enhancement algorithms

[C]. *Proceedings of Conference: the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 3003-3010.

- [21] DING X, WANG Y, ZHANG J. Underwater image dehaze using scene depth estimation with adaptive color correction [C]. *Proceedings of Conference: the IEEE Conference on Oceans*, 2017: 978-988.

作者简介:



王一斌(1982—),男,河南人,博士,讲师,研究生导师,2006年、2009年、2016年于西北工业大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从模式识别和机器视觉方面的研究。E-mail: yibeen.wong@gmail.com



尹诗白(1984—),女,湖北潜江人,博士,副教授,研究生导师,2006年、2009年于西安工业大学分别获得学士和硕士学位,2013年于长安大学获得博士学位,主要从事图像处理,机器视觉方面的研究。E-mail: shibai.yin@gmail.com

(本栏目编辑:秦 思)