DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2209318

基于梯度先验的水下图像恢复*

陈 哲,周 旭,沈 洁,徐立中

(河海大学计算机与信息学院 南京 211100)

摘 要:由于水体对光线的吸收和散射作用,水下图像呈现出强衰减、高噪声和色彩畸变等问题,难以满足视觉观察和图像分析的需求。针对这一问题,提出了一种基于梯度先验的水下图像恢复方法,用以提高水下图像质量。首先,根据水下成像特性,建 立水下图像梯度先验,水下图像中目标反射信息(水下清晰图层)的梯度大于散射噪声信息(水下噪声图层);其次,根据水下成 像模型,对上述梯度先验进行表征建模;最后,建立水下图像的梯度分布优化函数,采用半二次优化方法分离出目标反信息,作 为水下图像恢复结果。以 UEIB 和 RUIE 数据集为实验样本,与近年来所提出的 5 种水下图像处理方法进行比较,方法在定性 和定量两类评价中均获得了出色的处理结果,峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)和水下图像质量评价指标(UIQM)评价 指标分别达到 20.066 5、0.696 1 和 3.902 9,均优于对比方法。因此,该方法能够有效地抑制水下图像噪声,提高水下图像的信 噪比、清晰度和对比度。

Underwater image restoration based on gradient prior

Chen Zhe, Zhou Xu, Shen Jie, Xu Lizhong

(College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Due to the light absorption and scattering effect of the water volume, underwater images suffer from strong attenuation, high noise and serious color distortion. Thus, the original underwater images can hardly meet the requirements of visual observation and image analysis. To solve this problem, this article proposes an underwater image restoration method based on gradient prior for improving underwater image quality. First, according to the underwater imaging prosperity a gradient prior is established for underwater images that the gradient of scene imaging information (the clear layer of underwater images) must be larger than that of scattering information (the haze layer of underwater images). Secondly, the gradient prior is modeled with the underwater imaging model. Finally, a semi-quadratic optimization function is utilized to extract the object reflection information which generates final image restoration results. Underwater image information processing methods, the proposed method obtained prominent performance in both qualitative and quantitative evaluation. The average PSNR, SSIM, and UIQM values of this method are 20.066 5, 0.696 1, and 3.902 9, which are better than compared methods. Therefore, the proposed method can efficiently remove underwater image noise. The image signal to noise ratio), sharpness and the contrast of underwater images are enhanced.

Keywords: underwater image restoration; gradient prior; underwater imaging model; semi-quadratic optimization

0 引 言

水下光学成像是水下探测、水下导航和水下救援等

所采用的主要技术手段,为水下作业提供可视化的场景 信息。然而,限于水体对水下光线的光谱选择性吸收和 散射作用,水下图像常呈现出强衰减、高噪声污染和色彩 畸变等问题,不仅难以满足了人眼主观视觉感受,更限制

收稿日期:2022-02-17 Received Date: 2022-02-17

*基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(B220202075)、国家自然科学基金(62073120)、江苏省自然科学基金(BK20201311)项目资助

了各类水下图像分析方法的应用^[1-2]。因此,研究有效的 水下图像处理方法,消除水体对成像的影响,提高水下图 像质量具有非常重要的意义。

水下图像处理方法可归纳为水下图像增强和水下图 像恢复。水下图像增强不依赖物理模型,通过直接调整 图像的像素值来改善视觉质量[3-5]。然而,由于该类方法 缺乏成像理论的支撑,难以获得稳定的图像处理结果,常 出现伪彩色畸变等问题。为此,水下成像模型被应用于 水下图像处理,形成了水下图像恢复方法^[6-8]。这类方法 主要通过水下成像模型的反变换,恢复出目标反射信息。 然而,这类方法本质上是一种"病态"的求解问题,依赖 于先验知识的约束和优化。其中,最为典型的是基于暗 原色先验的水下图像恢复方法。但由于该类先验源于大 气场景中清晰图像的统计特性,难以普适于水下场景,在 水下光线衰减度和场景深度估计时常出现较大误差。为 了解决这一问题,Song 等^[9]提出了新颖的水下光学衰减 先验,并通过线性回归模型进行水下图像恢复,提高了水 下场景深度估计的准确性。Peng 等^[10]提出一种基于模 糊度和光吸收度的水下场景深度估计方法,在恢复图像 的保真度上获得了较满意的结果。Yu 等^[11]考虑到红色 信道光线在水下的衰减特性,通过计算红蓝与红绿通道 的衰减比恢复图像。汤新雨等^[12]融合透射率修正的湍 流模型和 Retinex 模型实现水下图像恢复。

在物理光学领域,考虑到水下偏振信息与成像距离 间的耦合关系,正交偏振成像技术被用于水下图像恢复, 形成了基于偏振光成像的水下图像恢复方法。Treibitz 等^[13]考虑到目标反射的偏振特性,提出了一种基于散射 介质能见度增强和距离估计的水下图像恢复方法。 Schechner等^[14]在正交偏振方向上获取单一场景的水下 偏振图像,进而通过偏振差估计场景深度信息,解决了水 下图像信息退化问题。Hu等^[15]提出了一种基于偏振度 的水下成像模型,在水下场景透射率的估计上获得了较 为准确的结果,提高了水下图像恢复效果。

近年来,基于深度学习的水下图像处理方法快速发展。Li 等^[16]构建了水下图像卷积神经网络模型(underwater convolutional neural networks, UWCNN),通过合成的水下图像数据库训练网络参数,证明了深度学习模型在水下图像恢复方面的有益效果。考虑到真实水下图像的多变性问题,Uplavikar等^[17]提出了基于域对抗学习网络的水下图像增强方法,通过对不同水体环境中图像样本的对抗学习实现了多变环境中的水下图像增强。 Chen 等^[18]在频域处理的基础上采用生成对抗网络改善水下图像质量。然而,相对匮乏的水下图像样本极大限制了深度学习等一类数据驱动方法的发展,在水下图像处理中常暴露出"过拟合"问题,其泛化能力有待进一步的提升。 受到上述工作的启发,本文提出了一种基于梯度先 验的水下图像恢复方法。其中,梯度先验为水下图像中 目标反射信息(水下清晰图层)的梯度大于散射噪声信 息(水下噪声图层)。综合该先验与"加性"水下成像模 型,构造梯度分布优化函数,最优分离出目标反射信息, 以此实现水下图像恢复。本文方法适用于水下复杂的光 学场景,能够稳定提高图像质量,定性和定量实验评价一 致证明了本文方法的优势。

1 水下图像梯度先验建模与优化

1.1 水下图像梯度先验建模

水体对成像光线的吸收和散射作用造成水下图像的 严重退化。其中,悬浮的颗粒物所引起的散射作用会改 变光路的传播方向,水介质的吸收作用导致目标及场景 光线能量的衰减。水下图像呈现出对比度低、物体边界 模糊的表观特性。对此,McGlamery-Jaffe 成像模型^[19]建 立了水下图像像素点与照明条件、目标反射特性、水体衰 减系数等之间的关系。根据该模型,到达成像平面的光 线 *I* 可分解为 3 个成分:目标反射光到达相机的直接分 量 *J*,水下目标反射光的前向散射分量 *F* 和背景光的后 向散射分量 *B*。在一般水下成像条件下,为了提高水下 图像的清晰度,成像视距较短,前向散射分量较弱,可以 忽略。因而,水下图像可以建模为的直接分量 *J* 和后向 散射分量 *B* 的叠加:



图 1 水下成像光路 Fig. 1 Underwater imaging optical path

根据水下成像过程,对式(1)进行解析,水下成像光路如图1所示。根据朗伯比尔定律^[20],水下照明光线受水体的吸收和散射作用,在主光轴上成指数衰减:

 $E(z,\lambda) = E_0(\lambda) e^{-\alpha(\lambda)z}$, (2) 式中: z 为主光轴上的点距光源的距离; λ 为光线波长; $E_0(\lambda)$ 为光源在光线波长 λ 上的辐照能量(z = 0); $e^{-\alpha(\lambda)z}$ 为光线波长 λ 上的波长选择性衰减系数。

由于水下光线的散射作用,主光轴照准点近邻区域 形成散射光场,表达为:

$$E_{p}(\lambda) = E(z,\lambda)f(r)$$
(3)

式中: $f(\vec{r})$ 为光场分布,拟合为高斯分布; \vec{r} 为成像面S中点 P的坐标。

假设成像面上 点 P 的反射率为 $R_{P}(\lambda)$,成像面上目标反射光线可表达为:

$$L_{p}(\lambda) = R_{p}(\lambda) E_{p}(\lambda) / 4\pi$$
(4)

假设成像视距为*l*,则式(1)水下成像的直接分量 *J* 可以表达为:

$$J = L_p(\lambda) e^{-\alpha(\lambda)l}$$
⁽⁵⁾

式中: $e^{-\alpha(\lambda)l}$ 为光衰减系数。

水下成像后向散射分量可以表达为:

$$B = E_b(\lambda) \tag{6}$$

综上,水下相机的入射光线为:

$$I = J + B = L_{p}(\lambda) e^{-\alpha(\lambda)l} + E_{b}(\lambda)$$
(7)

水下成像后向散射分量 B 的强度以主光轴为中心向 邻域发散,在图像中呈现出"雾状"的表象,图层信息较 为平滑,梯度趋近于 0。与之相反,水下目标反射形成的 水下成像直接分量 J 因反射率差异,所成图层信息中存 在较多纹理,图像梯度显著。由此,建立水下图像梯度先 验,水下图像中目标反射信息(水下清晰图层)的梯度大 于散射噪声信息(水下噪声图层)。

1.2 水下图像梯度分布优化函数建模及优化

水下清晰图层 J 和水下噪声图层 B 的梯度分布密度 函数建模如下:

$$P_{J}(\nabla_{x}J) = \frac{1}{w} \max\left\{ \exp\left(\frac{\nabla_{x}^{2}J}{-2\sigma_{1}^{2}}\right), \tau \right\}$$
(8)

$$P_B(\nabla_x B) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left(\frac{\nabla_x^2 B}{-2\sigma_2^2}\right)$$
(9)

式中: $\nabla_x J, \nabla_x B$ 为清晰图层 J和噪声图层 B 在像素 x 处的 梯度; $P_J(\nabla_x J), P_B(\nabla_x B)$ 为清晰图层 J和噪声图层 B 梯度 的概率密度函数;w 是正则化参数; τ 为截断值; σ_1 和 σ_2 为水下清晰图层 J和水下噪声图层 B 高斯分布的方差, $\sigma_2 < \sigma_1$ 。

根据式(8)、(9),可构造水下图像梯度分布优化 函数:

$$\varepsilon = -\log(P_J(\nabla_x J) P_B(\nabla_x B))$$
(10)

在I = J + B的约束下,当 ε 达到最小时, $P_J(\nabla_x J)$ 达到 最大,水下清晰图层J的梯度最大;同时 $P_B(\nabla_x B)$ 达到最 小,水下噪声图层B的梯度趋近于0。此时,可以实现清 晰图层和噪声图层的最优分离,估计得到水下目标反射 光线所形成的水下图像信息。

上述优化过程可以表示为:

$$\min(\varepsilon) = \min(-\log(P_J(\nabla_x J)P_B(\nabla_x B))) \propto$$
$$\min_{J,B} \left\{ \min\left\{ \frac{\nabla_x^2 J}{-2\sigma_1^2 \log \tau}, 1 \right\} + \frac{\nabla_x^2 B}{2\sigma_2^2} \right\} \text{ s. t. } J + B = I, \qquad (11)$$
$$\Rightarrow \rho(a) = \min\{a^2/k, 1\}, \quad \emptyset \models \vec{x} \exists \forall \vec{\mu} \to \# \hat{\exists} \forall t, h\}.$$

$$\begin{split} \min(\varepsilon) &= \min_{J,B} \rho(\nabla_x J) + \beta \nabla_x^2 B \\ \text{s.t. } J + B &= I \\ 其中, \beta 用于约束噪声图层的平滑性。 \\ 对式(10)采用一阶梯度算子求解: \end{split}$$
(12)

$$\min(\varepsilon) = \min_{J,B} \lambda \|f_{La} * B\|_F^2 + \sum_{i=1}^2 \rho(f_i * J)$$
(13)

s.t. J + B = I式中: * 表示卷积; || · ||_F 为弗罗贝尼乌斯范数; $f_1 = [-1,1]$ 为一阶水平梯度算子, $f_2 = [-1,1]^T$ 为一阶梯 度算子的转置; $f_{L_a} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 为二阶 Laplace 算子。

ドレー 「 」 し」
将式(1)代入式(13),可得:
min(
$$\varepsilon$$
) =min λ || $f_{La} * (I - J)$ || $_{F}^{2} + \sum_{i=1}^{2} \rho(f_{i} * J)$
(14)

本文采用半二次优化法对式(14)进行求解。引入 辅助变量 *G*,后可得:

$$\min(\varepsilon) = \min_{J,B} \lambda \| f_{La} * (I - J) \|_{F}^{2} + \sum_{i=1}^{2} \rho(G_{i}) + \alpha \| G_{i} - f_{i} * J \|_{F}^{2}$$
(15)

式中: α 为权重参数,用于约束辅助变量 $G_i, G_i \rightarrow f_i * J_o$

采用两步优化法交替优化 G_i 和 J_o

1) 固定 J 优化 G_i $\min_{J,B} \sum_{i=1}^{2} \rho(G_i) + \alpha \| G_i - f * J \|_F^2$ (16) 由 l_1 范数替代 ρ :

$$\min_{J,B} \sum_{i=1}^{2} \|G_i\|_1 + \alpha \|G_i - f_i * J\|_F^2$$

$$(17)$$

 $G_{i} = \begin{cases} f_{i} * J, & |f_{i} * J|^{2} > \frac{1}{\alpha} \\ 0, & \ddagger \& \end{cases}$ (18)

2) 固定 G_i 优化 J

 $\min_{J,B} \| \boldsymbol{f}_{La} * (I - J) \|_{F}^{2} + \alpha \| \boldsymbol{G}_{i} - \boldsymbol{f}_{i} * J \|_{F}^{2}$ (19) 对式(19)求导,可得:

$$\lambda f_{La}^{\mathrm{T}} * (f_{La} * (J - I) + \alpha \sum_{i=1}^{2} f_{i}^{\mathrm{T}} * (f_{i} * J - G_{i}) = 0$$
(20)

在圆形边界条件下,对其进行傅里叶变换,可得:

$$\mathcal{F}^{-1}\left(\frac{\alpha\sum_{i=1}^{2}\overline{\mathcal{F}(G_{i})} \mathcal{F}(G_{i}) + \lambda\overline{\mathcal{F}(f_{La})} \mathcal{F}(f_{La}) \mathcal{F}(I)}{\alpha\sum_{i=1}^{2}\overline{\mathcal{F}(f_{i})} \mathcal{F}(f_{i}) + \lambda\overline{\mathcal{F}(f_{La})} \mathcal{F}(f_{La}) + \partial}\right)$$
(21)

式中: **F**为快速傅里叶变换;(·)为复共轭; ∂为调制参数,避免分母为0。

2 水下图像恢复算法

由于水体的吸收和散射作用,水下成像直接分量 J 的能量严重衰减,导致水下图像的对比度显著下降。 加之水下成像后向散射分量 B 的叠加,在水下图像中 形成了"雾状"的表象,导致水下图像的对比度进一步 下降。据此,根据水下图像梯度分布优化函数建模及 优化方法能够较好的恢复出水下图像亮度空间中的水 下成像直接分量 J。

在水下图像色彩空间中,由于水体对不同色彩光线 的波长选择性衰减,不同色彩的衰减系数 e^{-α(λ)}² 具有明 显差异,导致水下图像的色彩信息常发生严重畸变。在 此情况下,水下图像色彩空间中的梯度发生严重扰动。 鉴于此,本文采用白平衡方法^[21]对水下图像的色彩信息 进行增强。

首先将水下图像从 RGB 空间变换到 Lab 空间,在此 基础上,在 L 分量的图像亮度图层中采用水下图像梯度 分布优化进行图像处理;在 a、b 分量的图像色彩图层中 采用白平衡方法进行图像处理;将处理后的 L'分量与a'、 b'分量组合,重构出清晰的水下图像,作为水下图像恢复 结果。算法流程如算法 1 所示。

算法1:基于梯度先验的水下图像恢复

输入:原始水下图像 *I*,预设参数:
$$\lambda \, \langle \alpha \, \langle \kappa \, \langle \tau \, \langle f_i \, \rangle \, f_{La}$$

输出:清晰水下图像
初始化: $k = 1, J^{(1)} = I$ and $err = 0$
1)将原始图像 *I* 从 RGB 空间变换到 Lab 空间
2)亮度空间:水下图像梯度分布优化,得到 *L'*
while $err > \tau \equiv k < \kappa$ do
以公式(18)优化 $G_i^{(k+1)} \quad i = 1,2;$
以公式(21)优化 $J^{(k+1)};$
 $k = k + 1;$
 $err = \frac{\|J^{(k+1)} - J^{(k)}\|_F^2}{\|J^{(k)}\|_F^2} + \sum_{i=1}^2 \frac{\|G_i^{(k+1)} - G_i^{(k)}\|_F^2}{\|G_i^{(k)}\|_F^2};$

End

3) 色彩空间: 白平衡的图像增强方法[21]

$$a' \leftarrow a - a_v$$
$$b' \leftarrow b - b_v$$

4)重构亮度和色彩空间信息,得到[L',a',b'] 返回 清晰水下图像

3 实验验证与分析

水下图像处理实验比较综合选用 UEIB^[22]和 RUIE 数据集^[23]。对比方法选用近年来 5 种最具代表性的水 下图像处理方法,主要包括基于模糊度和吸收度估计的 水下图像恢复(image blurriness and light absorption, IBLA)^[10]、基于衰减先验的水下图像恢复(underwater light attenuation prior, ULAP)^[9]、基于水下场景先验的 UWCNN^[16]、基于条件生成对抗网络的水下图像增强 (fast underwater image enhancement GAN, FUnIE-GAN)^[24]和基于背景光和传输图统计模型的水下图像恢 复(background light and transmission map statistical model, BL&TMSM)^[25]。

3.1 定性比较与分析

选取数据集中6幅水下图像进行定性比较如图2所示。可以看到,IBLA方法对于远景目标具有较好的处理结果,然而,处理结果中的近景尤其是暗色目标的亮度严重降低,难以分辨。ULAP对于水下场景的距离估计存在较为明显的误差,在恢复过程中对亮度信息的补偿过大,导致图像亮度尤其是红色信道的亮度发生较大偏执。 类似的问题也出现在 BL&TMSM 方法所获结果中,亮度 非均匀化分布明显。UWCNN方法能够较好的提高水下 图像的锐化度,但在色彩信息的畸变矫正上能力欠佳,如 图2(b)所示,所获结果中仍存在较大的色彩畸变。 FUnlE-GAN方法采用轻量级对抗网络,对于近距离语微 退化的图像样本处理效果较好;然而,对于远距离高衰减 的水下图像,其处理能力不足。

相比较,本文所提出的方法在场景信息的保真度上 优于其他对比方法,如样本2、样本3、样本5,本文处理结 果能够较为准确的恢复出岩石部分的成像信息。对于样 本4,仅有本文方法能够准确恢复出水下红色条带的色 彩信息,而其他对比方法在此区域内均产生了不同程度 的畸变。

3.2 定量比较与分析

本文采用如下图像质量评价指标(underwater image quality measure, UIQM)^[26]、峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)^[27]和结构相似性(structural similarity, SSIM)^[28]3项指标综合评价水下图像处理结果。

1) UIQM

充分考虑了人眼视觉特性,将水下图像色彩测量 (underwater image colorfulness measure, UICM)、水下图像 清晰度测量(underwater image sharpness measure, UISM) 和水下图像对比度测量指标(underwater image contrast



图 2 水下图像恢复结果比较

Fig. 2 Underwater image restoration result comparison

measure,UIConM) 三者的线性组合作为评价依据:

 $UIQM = c_1 \times UICM + c_2 \times UISM + c_3 \times UIConM$,

(22)

式中:*c*₁、*c*₂、*c*₃为权重因子,分别为 0. 295 3、3. 575 3 和 0. 028 2。UIQM 值越大,表示图像的质量越好。

2) PSNR

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{(2^{n} - 1)^{2}}{MSE},$$
 (23)

式中:n为像素的比特数;MES表示当前样本和参考样本 间的均方误差。PSNR 值越大,表示经过处理后的图像 信息失真越小。

3) SSIM

结合图像信息的亮度、对比度和结构来衡量两幅图 像样本的相似度。与清晰图像信息参照,其值越大图像 处理质量越好。

针对图 2 所示的 6 幅水下样本进行定量评价和实验 比较如表 1 所示。本文方法在 3 项定量指标上均获得了较 为出色的结果。但是,在样本 3 和样本 5 的 UIQM 参数上, 本文方法得分低于 ULAP 算法。这主要是由于 ULAP 结果 中红色信道发生畸变,导致该指标的错误上升。

本文进一步对 110 幅水下图像样本的处理结果进行 统计比较。表 2 为各项指标的均值结果,本文方法的综 合评价最优,在 4 项指标中均获得了最优的结果,在 UISM 和 UICM 分获次优和第 3 的成绩。

3.3 在中国水域中的应用

为了验证本文方法在中国水域中的应用,所选用的 实验样本来自于珠海东澳岛、南海及重庆白鹤梁水下博 物馆,包含了中国典型的近海和内陆水体。实验结果如 图3所示,可以看到本文方法清晰地恢复出中国水域水 下图像。在珠海东澳岛图像中,本文方消除了黄绿色水 下散射光线的影响,恢复出水下珊瑚礁的真实辐照光信 息。在南海水下作业图像中,应用本文方法显著提高了 作业海底砂石区域的图像对比度。在重庆白鹤梁水下博 物馆的水下图像中,本文方法恢复出结构物表面的真实 色彩信息,裂缝表观的清晰度得到了有效提高。进一步 的量化评价如表3所示。不同于公开数据集可利用参考 数据计算 PSNR、SSIM,采用 UICM、UICONM、UISM、UIQM 非参考指标评价中国水下图像恢复结果。可以看到,

表 1 水下图像处理方法对图 2 样本处理结果									
		Table 1	Underwater in	nage processi	ng results for	samples in Fig.	2		
样本	评价指标	原始图像	IBLA	ULAP	UWCNN	FUnIE-GAN	BL&TMSM	本文算法	
	UIQM	0.685 9	2.403 6	1.6109	1.275 5	2.522 1	2.252 1	2.719 5	
样本1	PSNR	16.469 3	19.394 8	19.5891	15. 539 3	19.117 4	17.141 3	19. 921 6	
	SSIM	0.485 5	0.5796	0.628 8	0.494 1	0.6498	0.447 0	0.5198	
	UIQM	2.778 5	2.6169	3.3586	2.592 0	4.322 1	3. 438 5	4.3308	
样本 2	PSNR	15.523 0	13. 219 5	11.712 3	15.8568	13.107 1	19.313 0	19.8743	
	SSIM	0.038 9	0.267 5	-0.017 9	0.1667	-0.057 6	0.6317	0.6614	
	UIQM	3.3524	1.561 6	6. 095 9	3.860 5	3.904 3	3.8608	4.3549	
样本 3	PSNR	23.8427	18.9709	13.6358	25.7594	27.339 9	24.001 6	28.1497	
	SSIM	0.844 0	0. 246 1	0.104 2	0.907 1	0.919 0	0.804 1	0.9100	
	UIQM	-0.030 6	-0.103 4	1.767 5	-0.021 8	-0.028 2	0.773 2	0.761 1	
样本 4	PSNR	15.761 6	13. 117 3	12.543 8	15. 591 9	15.793 4	17.9217	19. 199 9	
	SSIM	0.598 6	0.517 0	0. 212 9	0. 594 9	0.600 3	0.7369	0.857 0	
	UIQM	2.809 6	3.926 0	3. 571 8	3.137 3	2.6906	4.036 3	4.730 2	
样本 5	PSNR	16.793 1	19.3608	18.3898	17.7998	17.471 8	20.8144	19.991 0	
	SSIM	0.573 4	0.661 9	0.624 2	0.5970	0.535 2	0.6711	0.6971	
	UIQM	4.5445	3.8893	5. 143 1	4. 123 0	3.782 4	4.268 9	5.1023	
样本 6	PSNR	21.8104	14. 145 6	15.702 6	22.302 6	21.289 6	16.761 1	22.9206	
	SSIM	0.8279	0.090 2	0.4479	0.8164	0.7637	0.764 1	0.931 3	
	UIQM	2.3567	2.382 3	3. 591 3	2.494 4	2.865 6	3.105 0	3.666 5	
平均值	PSNR	18.3667	16.2682	15.2622	18.808 3	19.019 9	19.325 5	21.676 2	
	SSIM	0.5614	0.3937	0.3334	0.5960	0.5684	0.6758	0.7628	

注:加粗字体为每行最优值

表 2 水下图像处理方法性能的统计比较

Table 2 Statistical comparison of underwater image processing performance

方法	UIQM	UISM	UIConM	UICM	PSNR	SSIM
RAWS	1.867 2	3. 499 7	0.6254	-49.723 6	17.8944	0. 491 3
IBLA	2.024 8	3.329 2	0.504 8	-27.065 1	17.6024	0.455 1
ULAP	2.842 5	3.988 5	0.616 8	-19.160 2	17.6957	0.4479
UWCNN	2.091 0	3. 599 7	0.710 2	-53.588 6	13.988 8	0.264 4
FUnIE-GAN	3.884 8	3.6977	0.688 3	11. 775 5	17.295 9	0.330 8
BL&TMSM	3.2969	4. 392 6	0.675 5	-14.723 5	19.912 5	0.623 6
本文	3.902 9	4.009 4	0.776 9	-2.083 0	20.066 5	0.6961

注:加粗字体表示最优值;倾斜字体表示次优值



图 3 在我国水下图像中的应用 Fig. 3 Application in native underwater images

表 3 中国水下图像恢复结果量化评价 Table 3 Quantitative evaluation for China underwater images

图像采集地点	UICM	UICONM	UISM	UIQM
珠海东澳岛	-1.507 6	0.7933	6.7374	4.783 2
南海	-0.9704	0.608 3	2.166 0	2.787 1
重庆白鹤梁水下博物馆	-1.7795	0.4703	7.2401	3.7694

本文方法应用于中国水下图像所获得量化指标优于 公开数据集的结果,证明了本文方法对于中国水域场景 的适应性及可行性。

4 结 论

本文基于水下图像的梯度先验,通过建立并优化水 下图像梯度分布函数,分离出目标反射光的清晰图层,以 实现水下图像恢复。与现有水下图像处理方法比较,本 文方法可以更加真实地恢复出的水下目标的反射信息, 处理结果更优。本质上,水下图像恢复是典型的"病态" 问题。近年来,深度学习技术的兴起为该问题的求解提 供了一种新的解决思路,部分研究已开始尝试通过机器 学习进行成像模型参数估计。然而,深度学习框架对数 据的依赖性和复杂性,限制了其在水下图像处理中的推 广应用。在未来的研究工作中,将探索基于轻量化深度 模型的水下图像恢复方法,以实现小样本条件下的模型 训练及水下图像恢复。

参考文献

- [1] JIAN M, LIU X, LUO H, et al. Underwater image processing and analysis: A review [J]. Signal Processing: Image Communication, 2021, 91:116088.
- [2] 姚钦州, 庄苏峰, 屠大维, 等. 水下透视投影图像非 线性畸变校正方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2):176-183.
 YAO Q ZH, ZHUANG S F, TU D W, et al. Non-linear

distortion correction method for underwater perspective projection image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 176-183.

[3] 王柯徑,黄诗芮,李云松.水下光学图像重建方法研 究进展[J].中国图象图形学报,2022,27(5): 1337-1358.

WANG K Y, HUANG S R, LI Y S. An optical reconstruction based underwater image anaysis [J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27 (5): 1337-1358.

- [4] IQBAL K, SALAM R A, OSMAN A, et al. Underwater image enhancement using an integrated colour model[J].
 IAENG International Journal of Computer Science, 2007, 34(2): 1-6.
- [5] YAO L P, PAN Z L. The Retinex-based image dehazing using a particle swarm optimization method [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020(1): 1-18.
- [6] 王聪,薛晓军,李恒,等.基于颜色校正和改进二维 伽马函数的水下图像增强[J].电子测量与仪器学 报,2021,35(2):171-178.
 WANG C, XUE X J, LI H, et al. Underwater image

enhancement based on color correction and improved 2D gamma funtion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 171-178.

- [7] FAYAZ S, PARAH S A, QURESHI G J, et al. Underwater image restoration: A state-of-the-art review[J]. IET Image Processing, 2021, 15 (2): 269-285.
- [8] LIU Y B, RONG S H, CAO X T, et al. Underwater single image dehazing using the color space dimensionality reduction prior [J]. IEEE ACCESS, 2020, 8: 91116-91128.
- [9] SONG W, WANG Y, HUANG D, et al. A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration [C]. Pacific Rim Conference on Multimedia, 2018: 678-688.
- [10] 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.
- [11] YU D, HUO G, LIU Y, et al. Underwater image restoration based on red channel and Haze-Lines prior[J]. International Conference on Intelligent Robotics and Applications, 2019: 148-158.
- [12] 汤新雨,李敏,徐灵丽,等. 基于透射率修正的湍流 模型与动态调整 retinex 的水下图像增强[J]. 中国图 象图形学报,2020,25(7):1380-1392.
 TANG X Y, LI M, XU L L, et al. Underwater image enhancement based on turbulence model corrected by transmittance and dynamically adjusted retinex [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25 (7): 1380-1392.
- [13] TREIBITZ T, SCHECHNER Y Y. Active polarization descattering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31(3): 385-399.
- [14] SCHECHNER Y Y, KARPEL N. Clear underwater vision[C]. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004: 1-9.
- [15] HU H, ZHAO L, HUANG B, et al. Enhancing visibility of polarimetric underwater image by transmittance correction [J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(3): 1-10.
- [16] LI C, ANWAR S, PORIKLI F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement[J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107038.
- [17] UPLAVIKAR PM, WU Z, WANG Z. All-in-one underwater image enhancement using domain-adversarial

learning[C]. CVPR Workshops, 2019: 1-8.

- [18] CHEN X, YU J, KONG S, et al. Towards quality advancement of underwater machine vision with generative adversarial networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(12): 9350-9359.
- [19] JAFFE J. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging system[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1990, 15(2): 101-111.
- [20] DUNTLEY S. Light in the sea[J]. Journal of the Optical Society of America, 1963, 53(2):214-233.
- [21] 宋巍,王龑,黄冬梅,等.结合背景光融合及水下暗 通道先验和色彩平衡的水下图像增强[J].模式识别 与人工智能,2018,31(9):86-98.

SONG W, WANG Y, HUANG D M, et al. Combining background light fusion and underwater dark channel prior with color balancing for underwater image enhancement [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(9): 86-98.

- [22] LI C, GUO C, REN W, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 4376-4389.
- [23] LIU R, 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.
- [24] ISLAM M J, XIA Y, SATTAR J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5 (2): 3227-3234.
- [25] SONG W, WANG Y, HUANG D, 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.
- [26] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human-visualsystem-inspired underwater image quality measures [J].
 IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2015, 41(3): 541-551.
- [27] PANDIAN R. Evaluation of image compression algorithms [C]. 2015 IEEE Underwater Technology (UT), 2015: 1-3.

[28] 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



陈哲(通信作者),2014 年于河海大学 获得博士学位,现为河海大学副教授,主要 研究方向为成像探测、机器视觉、智能计算。 E-mail;chenzhe@hhu.edu.cn

Chen Zhe (Corresponding author) received his Ph. D. degree in 2014 from Hohai

University, now he is an associate professor in Hohai University. His main research interests include imaging detection, machine vision and intelligent computing.



周旭,2020年于盐城师范学院获得学士 学位,现为河海大学硕士研究生,主要研究 方向为水下图像处理。

E-mail:zhouxu0704@163.com

Zhou Xu received her B. Sc. degree in 2020 from Yancheng Normal University, now

she is a M. Sc. student in Hohai University. Her main research interest is underwater image processing.



沈洁,2015年于河海大学获得博士学位,现为河海大学讲师,主要研究方向为光 学成像、图像处理、人工智能和复杂系统。 E-mail:20030045@hhu.edu.cn

Shen Jie received her Ph. D. degree in

2015 from Hohai University, now she is a lecture in Hohai University. Her main research interests include optical imaging, image processing, pattern recognition and complex systems.



徐立中,1997年于中国矿业大学获得 博士学位,现为河海大学教授,主要研究方 向为遥感遥测信号处理、多源传感器信息融 合、信息处理系统及应用、系统建模与仿真。 E-mail:lzhxu@hhu.edu.cn

Xu Lizhong received his Ph. D. degree in

1997 from China University of Mining and Technology, now he is a Professor in Hohai University. His main research interests include remote sensing and telemetry signal processing, image processing, multi-source sensor information fusion, information processing systems and applications and system modeling and simulating.