先进成像

# 激光写光电子学进展

## 基于红通道稀疏先验的水下图像盲复原

## 谢骏,侯国家\*,王国栋,潘振宽

青岛大学计算机科学技术学院,山东青岛 266071

摘要 依据完整的水下光学成像模型,提出一种新的基于红通道稀疏先验的变分盲复原方法。为了能同时克服水 下场景中因水体流动及悬浮颗粒对光的散射和吸收作用而引起的雾化、对比度低、色彩失真及模糊等退化问题,变 分能量方程中引入不同功能的规则项。首先,根据水下光学成像模型的直接分量和后向散射分量得到拟恢复图 像,将其作为图像色彩恢复的导向图;然后基于前向散射分量建立变分能量方程的数据保真项,利用水下图像红通 道稀疏性先验引入 L0 范数并作为去模糊规则项。为了提高多规则项、多变量变分模型的运算效率,利用交替方向 乘子法对其进行迭代求解。实验结果表明,本文方法不仅在去雾、提升对比度、恢复色彩方面效果出色,并能有效 去除图像模糊,改善清晰度。

## Blind Restoration for Underwater Image Based on Sparse Prior of Red Channel

Xie Jun, Hou Guojia, Wang Guodong, Pan Zhenkuan

College of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071, China

**Abstract** A novel variational blind restoration approach based on the sparse prior of red channel is proposed according to the complete underwater optical image formation model. In order to simultaneously tackle the problems such as haze, low contrast, color distortion, and blur caused by the scattering and absorption of water and suspended particles in underwater scene, multiple regular terms with different purposes are merged into the proposed variational model. First, a guided image is produced for color rendering depending on the direct component and backscattering component of underwater optical imaging model. Subsequently, the data fidelity term is designed based on the forward scattering component. Additional, L0 norm form is introduced as the deblurring regular term on the basis of the sparse prior of red channel. Moreover, to accelerate the computational efficiency, an alternating direction multiplier method is employed to solve the proposed model. Experimental results demonstrate that the proposed method not only can remove haze, enhance contrast, and recovery color, but also has a good performance on deblurring and improving visibility.

**Key words** image processing; complete underwater imaging model; sparse prior of red channel; blind restoration; variational model; alternating direction multiplier method

**OCIS codes** 100.2980; 100.3020; 110.1455

**基金项目**:国家自然科学基金(61901240)、中国博士后科学基金(2017M612204)、山东省自然科学基金(ZR2019BF042, ZR2019MF050)

通信作者: \*hgjouc@126.com

收稿日期: 2020-12-01; 修回日期: 2020-12-08; 录用日期: 2020-12-22

## 1 引 言

为了更好地利用海洋资源,发展海洋经济,人类 需要充分收集、分析与理解水下世界所蕴含的信息。 随着海洋、湖泊、河流等一些水下领域更加深入的探 索研究,应用实践愈发广泛,而且对图像质量的要求 也更高。然而光在水下传播具有持续衰减的特性, 加上水中的颗粒杂质及水体本身对光的吸收和散 射,导致水下图像存在严重的退化现象,如雾化、对 比度低、噪声、模糊与色彩失真等,限制了其在更高 层次图像处理(图像识别和目标检测等)上的应用。 因此,利用图像处理技术提升水下退化图像的质量 已成为近些年研究的热点。

目前,水下图像清晰化技术大致可以分为增强 和复原两类。常用的水下图像增强方法主要有基于 直方图方法<sup>[1]</sup>、基于小波处理方法<sup>[2]</sup>、基于颜色补偿 与校正方法[3-4]和基于图像融合方法[5-6]等。图像增 强方法不以水下光学成像模型为基础,主要通过调 节色彩和对比度来提高图像视觉效果,但面临着图 像过度增强甚至增强噪声的风险,且对色彩、亮度 之外的水下退化图像处理不佳,因此常与其他算 法结合使用。水下图像复原方法的发展主要以水 下光学成像模型和水下场景先验知识为依据。 McGlamery<sup>[7]</sup>提出经典的水下光学成像模型,与He 等<sup>[8]</sup>在基于暗通道先验(DCP)图像去雾算法中建立 的雾天成像模型有一定的相似性。因此有学者将 DCP 推广到了水下场景,如 Emberton 等<sup>[9]</sup>先将输 入图像划分为偏蓝、偏绿、偏蓝绿三类,再针对各区 域色偏特性进行复原处理。谢昊伶等<sup>[10]</sup>依据光学 理论公式计算出所需的水下成像光学参数,进而修 正背景光估计,提高透射率估计精度。水下场景 先验知识方面, Peng 等<sup>[11]</sup>改进了模糊度先验算 法,并结合水下光散射原理提出了 IBLA(Image Blurriness and Light Absorption)算法,用于精确估 计背景光与水下场景深度。Wang 等<sup>[12]</sup>提出了基于 自适应衰减曲线先验的水下图像恢复方法,通过自 然图像像素值的分布统计,估计水下失真图像像素 值所需的补偿量。但上述算法都存在两大问题,其 一是前向散射分量作为影响水下图像清晰度的重要 因素往往会被忽略;其二是采用的图像先验知识大 多数是源于对大气图像的观察统计,然而光在水中 传播会面临光线吸收、散射和悬浮颗粒等影响成像 的因素,使得水下失真图像的像素值分布和大气失 真图像有着较大差异。

此外,机器学习作为计算机视觉领域的热门方 法,也被广泛地用于水下图像复原。其中比较常见 的方法是将基于深度学习的网络结构与水下成像模 型结合,如 Hou等<sup>[13]</sup>使用水下残差卷积神经网络 (URCNN)对透射率与水下照度的估计进行联合残 差学习。Pan等<sup>[14]</sup>基于 CNN 和 HWD(Hybrid Wavelets and Directional)提出一种 UIDE(Underwater Image De-scattering and Enhancing)算法。Yu等<sup>[15]</sup> 提出了水下生成对抗网络(GAN)并应用于水下图像 复原。水下环境复杂多变,若想得到鲁棒性强的模型 参数,需要庞大的数据集并进行长时间训练。但水下 场景中很难获取到理想的清晰参考图像,这导致了训 练样本严重不足,极大地限制了深度学习算法的复原 效果和时效性。

近年来,以微分几何、偏微分方程为基础的变分 法在图像处理,特别在图像去噪、分割及复原等方面 有成熟的应用。如 Rudin 等<sup>[16]</sup>将 Tikhonov 模型的 正则项改进为 TV(Total Variation)项,提升了去除噪 声的效果,代价是降低了计算效率。Gao 等<sup>[17]</sup>使用 TGV(Total Generalized Variation)与剪切波变换构成 新的卷积正则化方法,能很好地重构具有结构纹理的 分段光滑图像。李景明等<sup>[18]</sup>提出了一种基于简化光 学成像模型的水下图像变分复原方法,并引入了拉普 拉斯算子先验项,可同时实现去雾、去噪的效果。变 分方法根据实际问题可以灵活地建立优化模型,研究 者可以针对不同的图像退化问题、不同的图像先验知 识来设计相应的规则项以集成到变分模型中,达到同 时解决多类问题的目的。

为提升水下图像复原算法的性能,提高水下图像 的复原质量,本文基于完整的水下光学成像模型并结 合水下图像红通道的稀疏性质,提出一种水下图像变 分盲复原方法。该方法以不同形式将完整水下光学 成像模型的直接分量、后向散射分量和前向散射分量 集成到统一的变分能量方程中,最后利用交替方向乘 子法(ADMM)<sup>[19]</sup>迭代求解。实验结果表明,本文方 法既能去除水下图像的严重雾化和色偏,又能解决图 像模糊问题。

### 2 水下光学成像模型

根据 McGlamery 提出的水下成像模型<sup>[7]</sup>,将成 像设备获取的水下图像表示为三个分量,即完整的水 下光学成像模型可以表示为

 $\mathbf{I}(x) = \mathbf{J}(x)t(x) + \mathbf{B}[1 - t(x)] + \mathbf{J}(x)t(x) * \mathbf{k},$ (1)

式中:**I** 为获取的退化图像;**J** 为理想的清晰图像;**B** 为水体背景光;*t* 为光传播介质的透射率;*x* 为像素位置;*k* 为模糊核;\*为卷积符号。一般称**J**(*x*)*t*(*x*)为直接分量,**B**[1-*t*(*x*)]为后向散射分量,**J**(*x*)*t*(*x*)\* *k* 为前向散射分量。

然而为了降低复杂度,现有的大多数水下图像复 原研究不考虑前向散射分量,则以简化的水下光学成 像模型作为理论基础,形式如下

$$\mathbf{I}(x) = \mathbf{J}(x)t(x) + \mathbf{B}[1 - t(x)], \qquad (2)$$

以(2)式为光学理论依据,学者为提高透射率和 背景光估计的准确性进行了大量工作,也涌现了大批 在去雾和色彩校正方面有出色表现的水下图像复原 方法。例如 Li 等<sup>[20]</sup>提出先采用分区层级搜索的策略 找出背景光最可能分布的区域,在该区域内通过计算 求得 R-B(Red-Blue)通道差值最大的像素值并将其作 为背景光估计值。另外,经典的 UDCP(Underwater DCP)算法<sup>[21]</sup>是按照水下光学理论对 RGB(Red, Green, Blue) 通道的像素值进行校正, 进而提高景深 和透射率的估计精度。这类研究使背景光 B 和透 射率 t 的估计精度有了显著提升,但始终只能对水 下图像雾化和色偏等受 B 和 t 影响的图像失真起 到改善作用。当面对图像运动模糊和光扩散模糊 等结构性退化时,简化成像模型会缺少前向散射 分量,导致难以有效去除图像模糊。水下设备在 成像过程中,由水流不稳定造成的运动模糊和水 下场景中光扩散模糊是难以避免的,所以本文选 用完整的水下光学成像模型作为理论基础模型, 使算法在保证去雾和色彩校正性能的同时增加了

图像模糊去除的功能,能够更全面、更真实地恢复 水下场景图像。

## 3 水下图像红通道稀疏性

长期以来,去模糊算法中约束项的设置以非零 范式为主,而在 2018 年 Pan 等<sup>[22]</sup>基于大量的自然 图像观察和统计数据得出了图像暗通道的 L0 稀疏 先验,并以约束项形式引入去模糊模型中。受该研 究的启发,本文根据水下图像成像特性提出水下清 晰图像在红通道上的稀疏性。

#### 3.1 水下图像红通道定义

水下图像红通道先验(RCP)方法<sup>[23]</sup>是基于 He 等<sup>[8]</sup>提出的经典户外大气图像暗通道先验理论。对 于图像 **J** 暗通道的定义可表示为

 $D[J(x)] = \min_{y \in N(x)} [\min_{c \in (r,g,b)} J^{c}(y)],$  (3) 式中: $c \in \{r, g, b\}$ 为图像的色彩通道;N(x)为以 x为中心的小块邻域;y为x邻域内的像素点。在 大多数非天空区域的图像局部中,大部分像素总 会在至少一个色彩通道上出现极小的像素值,甚 至趋近于 0。而在水下场景获取的图像中,则是在 图像的红通道上具备了这种特性。与暗通道先验 类似,水下图像三色通道中红通道值普遍为最小 的现象被称为红通道先验,其原因是红光波长长, 频率低,在以水体为介质的条件下,相比于绿光和 蓝光同等距离内传播的衰减最为严重。但是并非 所有水下图像都存在红通道值偏小的问题,于是 本文在红通道的计算中(导向图的计算)增加了饱 和度,表达式为

$$R[J(x)] = \min\{\min_{y \in N(x)} [1 - J^r(y)], \min_{y \in N(x)} [J^g(y)], \min_{y \in N(x)} [J^b(y)], \min_{y \in N(x)} S(y)\},$$
(4)

式中:S(•)为图像饱和度的公式,为红通道计算带 来了一定的自适应性,表达式为

$$S(\boldsymbol{I}) = \frac{\max(I^r, I^g, I^b) - \min(I^r, I^g, I^b)}{\max(I^r, I^g, I^b)} \,.$$
(5)

本文通过大量的水下图像进行进一步的对比观察,发现模糊图像的红通道比清晰图像拥有更多的 非零元素,在视觉上的表现即模糊图像的红通道更 明亮,纯黑色区域更少,称这种现象为水下图像红通 道的稀疏性,如图1所示。

#### 3.2 稀疏性证明

为了更好地解释模糊图像比清晰图像缺少 3.1 节的稀疏性,本节进行如下数理证明。因为图像雾 化势必会增加各通道的非零值数量,所以若想证明 模糊退化的单一因素对红通道稀疏性的破坏,需要 在本节论证中将雾化相关参数 t 排除。然后对模糊 的形成实质,如卷积操作进行离散化,即表达为局部 的加权线性求和,表达式为

$$\boldsymbol{I}(x) = \sum_{z \in \boldsymbol{\Phi}(x)} \boldsymbol{J}\left(x - z + \left[\frac{p}{2}\right]\right) \boldsymbol{k}(z), \quad (6)$$

式中: $\Phi(x)$ 为以 x 为中心的小片模糊区域; p 为模 糊核 k 的边长,另外 k(z)  $\ge$  0 且  $\sum_{z \in \Phi(x)} k(z) = 1$ ; [•]为四舍五入取整操作。依据(6)式继续推导, 可得



图 1 水下图像红通道对比。(a1)(a2)清晰图像;(b1)(b2)模糊图像 Fig. 1 Comparison of red channel of underwater images. (a1)(a2) Clear images; (b1)(b2) blurred images

$$R[\mathbf{I}(x)] = \operatorname{red}_{y \in N(x)} \mathbf{I}(y) = \operatorname{red}_{y \in N(x)} \sum_{z \in \mathbf{\Phi}(x)} \mathbf{J}\left(y - z + \left[\frac{p}{2}\right]\right) \mathbf{k}(z) \geqslant \sum_{z \in \mathbf{\Phi}(x)^{y \in N(x)}} \operatorname{red}_{y \in N(x)} \mathbf{J}\left(y - z + \left[\frac{p}{2}\right]\right) \mathbf{k}(z) \geqslant \sum_{z \in \mathbf{\Phi}(x)^{y \in N'(x)}} \operatorname{red}_{y \in N'(x)} \mathbf{J}(y) \mathbf{k}(z) = \sum_{z \in \mathbf{\Phi}(x)} R[\mathbf{J}(x)] \mathbf{k}(z) = R[\mathbf{J}(x)],$$
(7)

式中: $red(\cdot)$ 为(4)式的函数化。当N(x)的大小与 模糊核尺寸相等时,(7)式的第一个≥号成立;当 size[N'(x)]=size[N(x)]+size(k)时,(7)式的 第二个≥号成立,其中 size $(\cdot)$ 为尺寸取值。如果 在图像**J**的定义域内,存在像素x使得J(x)=**0**, 则有

 $\|R[I(x)]\|_{0} \ge \|R[J(x)]\|_{0}$ , (8) 式中: $\|\cdot\|_{0}$ 为L0范数,即统计非零值的个数。本文 从主观观察和客观推导两个方面,论证了水下清晰 图像的红通道具有稀疏性。

## 4 水下图像盲复原变分方法

#### 4.1 建立变分能量方程

本文建立的水下图像复原变分能量方程融合 了完整水下光学成像模型中的三个分量。首先依 据(1)式中的前向散射分量建立数据保真项,然后 通过增加导向图的 L2 范式正则项的方式,间接引 入了(1)式中的直接分量和后向散射分量,最后导 向图通过带饱和度约束的 RCP 算法<sup>[23]</sup>求得。基 于完整水下光学成像模型的图像复原问题可以被 抽象地解释:在只给定退化图像 I 的情况下,需要同时估计出清晰图像 J 和模糊核 k。在最大化后验概率(MAP)<sup>[24]</sup>的框架下,该欠定问题可以表示为

$$\{\hat{\boldsymbol{J}}, \hat{\boldsymbol{k}}\} = \arg\min_{J,k} (\boldsymbol{J} * \boldsymbol{k}, \boldsymbol{I}) + p(\boldsymbol{k}) + p(\boldsymbol{J}),$$
(9)

式中: $\hat{J}$  为清晰图像; $\hat{k}$  为准确模糊核; $p(k) = ||k||_2$  为模糊核 k 的 L2 正则项。关于 J 的正则项可表示为

$$p(\boldsymbol{J}) = \|\nabla \boldsymbol{J}\|_{0} + \|R(\boldsymbol{J})\|_{0} + \|\boldsymbol{J} - \boldsymbol{J}_{sim}\|_{2},$$
(10)

式中:J<sub>sim</sub> 为导向图。第一项为图像梯度 L0 范式正则项,用于对图像边缘轮廓和结构纹理的修复及保持;第二项为红通道稀疏先验 L0 范式正则项;第三项为导向图 L2 范式正则项,J<sub>sim</sub> 为复原图像在色彩补偿修复方面提供更贴近真实情况的参考信息。

利用导向图以间接形式引入直接分量和后向散 射分量,同时降低变分方程求解的复杂度,减少变量 个数,提高结果的准确度。将(10)式代入(9)式可以 得到

$$E(\boldsymbol{J},\boldsymbol{k}) = \arg \min_{\boldsymbol{J},\boldsymbol{k}} \left[ \frac{1}{2} \int_{a} |(\boldsymbol{J} \cdot \boldsymbol{t}) * \boldsymbol{k} - \boldsymbol{I}|^{2} dx + \gamma \int_{a} |\boldsymbol{k}|^{2} dx + \alpha \int_{a} ||\nabla \boldsymbol{J}||_{0} dx + \beta \int_{a} ||\boldsymbol{R}(\boldsymbol{J})||_{0} dx + \frac{\theta}{2} \int_{a} |\boldsymbol{J} - \boldsymbol{J}_{sim}|^{2} dx \right],$$
(12)

1610014-4

#### 研究论文

式中: $\Omega$  为具有光滑边界的二维图像空间的开放域 子集; $\gamma$ 、 $\alpha$  和 $\beta$  为非负惩罚系数; $\theta$  为用于控制复原 图像J 与导向图 $J_{sim}$  的相似程度。(12)式的第一项 为数据保真项,根据(1)式的前向散射分量设计可以 保证复原图像与输入图像之间的误差最小。

#### 4.2 交替方向乘子法求解变分模型

近年来对能量泛函的迭代优化方法主要包括分

裂 Bregman、增广 Lagrangian 乘子法和交替方向乘 子法(ADMM)<sup>[19]</sup>,本文采用 ADMM 对提出的变分 模型进行离散数值化求解,以提高能量泛函的收敛 速度,具体求解过程如下。

1) 建立 ADMM 的优化模型

引入辅助变量 v 和 w 替换 ∇J 和 R (J),依据 ADMM 求解方法增加约束项,则(12)式可转换为

$$E(\boldsymbol{J},\boldsymbol{v},\boldsymbol{w},\boldsymbol{k}) = \operatorname{argmin}\left[\frac{1}{2}\int_{a}|(\boldsymbol{J}\cdot\boldsymbol{t})\ast\boldsymbol{k}-\boldsymbol{I}|^{2}d\boldsymbol{x}+\gamma\int_{a}|\boldsymbol{k}|^{2}d\boldsymbol{x}+\alpha\int_{a}\|\boldsymbol{v}\|_{0}d\boldsymbol{x}+\beta\int_{a}\|\boldsymbol{w}\|_{0}d\boldsymbol{x}\right]$$
$$+\frac{\theta}{2}\int_{a}|\boldsymbol{J}-\boldsymbol{J}_{sim}|^{2}d\boldsymbol{x}+\frac{\mu_{1}}{2}\int_{a}|\boldsymbol{v}-\nabla\boldsymbol{J}|^{2}d\boldsymbol{x}+\frac{\mu_{2}}{2}\int_{a}|\boldsymbol{w}-\boldsymbol{R}(\boldsymbol{J})|^{2}d\boldsymbol{x}+\int_{a}|\boldsymbol{\sigma}_{1}(\boldsymbol{v}-\nabla\boldsymbol{J})|d\boldsymbol{x}+\sigma_{2}\int_{a}|\boldsymbol{w}-\boldsymbol{R}(\boldsymbol{J})|d\boldsymbol{x}], \qquad (13)$$

式中: $\sigma_1$ 和 $\sigma_2$ 为拉格朗日乘子; $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 为惩罚 系数。

2) 求解清晰图像 J 及更新辅助变量 v 和 w

a. 固定 v 和 w 求解 J,从(13)式中提取出所 有与 J 相关的约束项,并建立优化方程,可表 示为

(15)

$$E(\boldsymbol{J}) = \arg \min_{\boldsymbol{J}} \left[ \frac{1}{2} \int_{\boldsymbol{\Omega}} |(\boldsymbol{J} \cdot \boldsymbol{t}) * \boldsymbol{k} - \boldsymbol{I}|^{2} d\boldsymbol{x} + \frac{\theta}{2} \int_{\boldsymbol{\Omega}} |\boldsymbol{J} - \boldsymbol{J}_{sim}|^{2} d\boldsymbol{x} + \frac{\mu_{1}}{2} \int_{\boldsymbol{\Omega}} |\boldsymbol{v} - \nabla \boldsymbol{J}|^{2} d\boldsymbol{x} + \frac{\mu_{2}}{2} \int_{\boldsymbol{\Omega}} |\boldsymbol{w} - \boldsymbol{R}(\boldsymbol{J})|^{2} d\boldsymbol{x} + \int_{\boldsymbol{\Omega}} |\boldsymbol{\sigma}_{1}(\boldsymbol{v} - \nabla \boldsymbol{J})| d\boldsymbol{x} + \sigma_{2} \int_{\boldsymbol{\Omega}} |\boldsymbol{w} - \boldsymbol{R}(\boldsymbol{J})| d\boldsymbol{x} \right].$$
(14)

由(14)式可以解得相应的 Euler-Lagrange 方程,表达式为

 $\begin{bmatrix} \mathbf{k}' * [(\mathbf{J} \cdot t) * \mathbf{k} - \mathbf{I}] + \mu_1 (\nabla \mathbf{v} - \Delta \mathbf{J}) + \mu_2 [R^2 (\mathbf{J}) - \mathbf{w} R(\mathbf{J})] + \theta (\mathbf{J} - \mathbf{J}_{sim}) + \nabla \boldsymbol{\sigma}_1 - \sigma_2 R(\mathbf{J}) = \mathbf{0}, \text{ in } \Omega$  $\begin{bmatrix} \mu_1 (\nabla \mathbf{J} - \mathbf{v}) - \boldsymbol{\sigma}_1 ] \mathbf{n} = \mathbf{0}, \text{ on } \partial \Omega \end{bmatrix},$ 

式中:*n* 为单位法向量;*k*′为*k* 的中心对称矩阵,即*k*′(*m*<sub>1</sub>,*m*<sub>2</sub>)=*k*(−*m*<sub>1</sub>,−*m*<sub>2</sub>);  $\Delta$  为 Laplace 算子, $\Delta$ *J* =  $J_{i+1,j}+J_{i-1,j}+J_{i,j+1}+J_{i,j-1}-4J_{i,j}$ ,其中*i* 和*j* 为像素的位置信息。(15)式分别为区域内与边界上的解。 经离散化后,移项得

$$\boldsymbol{J} = \frac{\mu_1 \boldsymbol{J}_{\text{dif}} + \theta \boldsymbol{J}_{\text{sim}} - \boldsymbol{k}' * [(\boldsymbol{J} \cdot \boldsymbol{t}) * \boldsymbol{k} - \boldsymbol{I}] - \mu_2 [R^2(\boldsymbol{J}) - \boldsymbol{w}R(\boldsymbol{J})] - \nabla(\mu_1 \boldsymbol{v} + \boldsymbol{\sigma}_1) + \sigma_2 R(\boldsymbol{J})}{4\mu_1 + \theta}, \quad (16)$$

式中:J<sub>dif</sub>为上一步迭代中求得的J。

b. 固定 J 和 w 求解 v, 先从(13) 式中整理出所有与 v 相关的约束项并建立优化方程, 表达式为

$$E(\boldsymbol{v}) = \arg \min_{\boldsymbol{v}} \left( \alpha \int_{\Omega} \|\boldsymbol{v}\|_{0} \, \mathrm{d}x + \frac{\mu_{1}}{2} \int_{\Omega} |\boldsymbol{v} - \nabla \boldsymbol{J}|^{2} \, \mathrm{d}x + \int_{\Omega} |\boldsymbol{\sigma}_{1}(\boldsymbol{v} - \nabla \boldsymbol{J})| \, \mathrm{d}x \right) \,. \tag{17}$$

使用广义软阈值公式求解变量 v,可以得到其解析解,表达式为

$$\mathbf{v} = \max\left(\left| |\nabla \mathbf{J}| - \frac{|\boldsymbol{\sigma}_1|}{\mu_1} - \frac{\alpha}{\mu_1}, 0\right) \frac{\nabla \mathbf{J}}{|\nabla \mathbf{J}|} \right|$$
(18)

c. 固定 J 和 v 求解 w,同步骤 a. 和 b. 建立优化方程,表达式为

$$E(\boldsymbol{w}) = \arg \min_{\boldsymbol{w}} \left( \beta \int_{\Omega} \|\boldsymbol{w}\|_{0} \, \mathrm{d}x + \frac{\mu_{2}}{2} \int_{\Omega} |\boldsymbol{w} - R(\boldsymbol{J})|^{2} \, \mathrm{d}x + \sigma_{2} \int_{\Omega} |\boldsymbol{w} - R(\boldsymbol{J})| \, \mathrm{d}x \right).$$
(19)

对于(19)式的逐像素最小化问题[25],可求得闭 合解,表达式为

$$\boldsymbol{w} = \begin{cases} R(\boldsymbol{J}), & |R(\boldsymbol{J})|^2 \geqslant \frac{2\beta}{\mu_2}, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(20)

d. 更新拉格朗日乘子  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$ ,表达式为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\sigma}_1 = \boldsymbol{\sigma}_1 + \mu_1 (\boldsymbol{v} - \nabla \boldsymbol{J}) \\ \boldsymbol{\sigma}_2 = \boldsymbol{\sigma}_2 + \mu_2 | \boldsymbol{w} - \boldsymbol{R}(\boldsymbol{J}) |^{\circ} \end{cases}$$
(21)

3) 求解模糊核 k

在求得 J(阶段性的解)的条件下,模糊核 k 的 估计可看作一个最小二乘问题。本算法将关于模糊 核 k 的能量方程建立在梯度场上,即

$$E(\mathbf{k}) = \arg \min_{\mathbf{k}} \left[ \frac{1}{2} \int_{a} |\nabla (\mathbf{J} \cdot t) * \mathbf{k} - \nabla \mathbf{I}|^{2} dx + \gamma \int_{a} |\mathbf{k}|^{2} dx \right].$$
(22)

这种基于梯度的模糊核估计方法在去模糊研究 中被广泛使用<sup>[22]</sup>,其中也证明了该方法求得的解更 准确。然后运用快速傅里叶变换(FFT)<sup>[25]</sup>对(22) 式进行快速求解,模糊核的表达式为

$$\boldsymbol{k} = \mathcal{F}^{-1} \left[ \frac{\overline{\mathcal{F}}(\nabla \boldsymbol{J}_{t}) \mathcal{F}(\nabla \boldsymbol{I})}{\overline{\mathcal{F}}(\nabla \boldsymbol{J}_{t}) \mathcal{F}(\nabla \boldsymbol{J}_{t}) + \gamma} \right], \qquad (23)$$

式中: $J_t = J \cdot t$ ;  $\mathcal{F}(\cdot)$ 和  $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 分别为快速傅里叶 变换及其逆变换操作;  $\mathcal{F}(\cdot)$ 为复共轭。每次迭代求 得 k 输出前,都要先将其中负元素设为 0,接着进行 归一化操作以保证 k 满足本文对模糊核的定义。 图 2 为本文算法的总体流程,其中清晰图像 J 和模糊核 k 通过图像金字塔框架实现了从粗尺度到 细尺度的逐步优化求解,使得复原图像的细节质量 与整体效果都有明显提升。







5 实验结果与分析

#### 5.1 主观对比实验

在主观评价实验中,选取6种常用的水下图像 复原算法与本文算法进行对比,包括水下暗通道先 验(UDCP)算法<sup>[21]</sup>、基于多尺度小波处理(MSCW) 算法<sup>[2]</sup>、基于波长补偿去雾(WCID)算法<sup>[4]</sup>、IBLA 算法<sup>[11]</sup>、图像融合(Fusion)算法<sup>[6]</sup>以及 UIDE 算 法<sup>[14]</sup>,主观对比结果如图3所示。本节从大量数据



图 3 不同水下图像复原算法的主观对比。(a) 原图;(b) UDCP 算法;(c) MSCW 算法;(d) WCID 算法;(e) IBLA 算法; (f)融合算法;(g) UIDE 算法;(h)本文算法

Fig. 3 Subjective comparison of different underwater image restored algorithms. (a) Original images; (b) UDCP algorithm; (c) MSCW algorithm; (d) WCID algorithm; (e) IBLA algorithm; (f) fusion algorithm; (g) UIDE algorithm; (h) proposed algorithm

#### 研究论文

集<sup>[26]</sup>中选7组具有代表性水下图像进行例证,其退 化类型涵盖了色偏、低对比度、低光照雾化以及模糊 等。因光在水体中的传播特性,导致大多数水下图 像呈现蓝绿色偏,本文将7组图像按偏绿程度渐弱 (同时偏蓝程度渐强)的顺序排列,①和⑦分别为严 重偏绿和偏蓝退化场景,②和⑥为混浊水域场景, ③和⑤为雾化场景,④为深海水域低光照场景。

从图 3 可以看到 UDCP 算法和 MSCW 算法具 有一定的去雾和对比度提升能力,但去浑浊效果有 限,而且图像整体色调偏暗,仍存在严重色偏、低光 照和模糊等问题;WCID 算法为了校正图像色彩,引 入了红色通道过度补偿的问题,导致结果颜色较深, 甚至破坏原有的物体纹理轮廓等细节,在①、②、⑤ 和⑥上表现尤为明显;IBLA 算法在③上有较好的 复原效果,色彩恢复接近真实世界,鱼、水体与水底 岩石之间区分明确,但其中的运动模糊并没有去除, 无法获得更好的视觉效果;融合算法对部分图像有 明显的色彩改善,但由于其极大地抑制了图像的绿 色通道,与此同时也没有补偿其他通道,使偏绿图像 ①和②复原结果泛白,③的整体色调偏暗且模糊了 物体之间的边界;UIDE 算法基于大量数据训练出 来的 CNN 模型,其复原效果较稳定,但处理过程中 更着重于遵循模型训练得到的颜色分布,而不是物 体本身的颜色,使得 UIDE 算法的复原结果虽然有 效消除了色偏,提升对比度,但色彩恢复效果不自 然;本文算法利用直接分量和后向散射分量有效地 去除水雾和浑浊效应,提升对比度,也更准确地恢复 物体真实色彩,如①、②和⑥的颜色比融合算法和 UIDE 算法更饱满、更自然,同时又比 WCID 算法的 过度补偿更准确细致。在去模糊方面,UDCP、 WCID、融合和 UDIE 算法在调整色彩时加重了模 糊产生的虚像,导致图像更加不清晰。本文算法利 用前向散射分量有效地去模糊,提升了图像的清晰 度,如鱼类的条纹斑点以及珊瑚纹理和岩石边缘等 细节均体现出良好的去模糊效果。

复原结果细节对比如图 4 所示。图 4(a)组远 景经细节放大后很容易看出,本文算法恢复的图像 色彩自然,场景明亮而且去模糊效果十分明显,准确 地还原了潜水员、摄像机及多处标志杆的外貌。 图 4(b)组近景经细节放大后同样能观察到水下场 景中很多图像信息因为严重的图像退化而丢失,如 图 4(a)中标志杆的具体位置和图 4(b)中潜水员胸



图 4 不同水下图像复原算法的细节对比。(a1)(a2)原图;(b1)(b2) UDCP 算法;(c1)(c2) MSCW 算法;(d1)(d2) WCID 算法;(e1)(e2) IBLA 算法;(f1)(f2)融合算法;(g1)(g2) UIDE 算法;(h1)(h2)本文算法

Fig. 4 Detailed comparison of different underwater image restored algorithms. (a1)(a2) Original images; (b1)(b2) UDCP algorithm; (c1)(c2) MSCW algorithm; (d1)(d2) WCID algorithm; (e1)(e2) IBLA algorithm; (f1)(f2) fusion algorithm; (g1)(g2) UIDE algorithm; (h1)(h2) proposed algorithm

前的文字,而对比其他算法,本文算法在提升图像视 觉效果的同时有效地修复了这些信息,如在潜水员 面部、胸前文字和陶罐等处体现尤为明显。

#### 5.2 客观对比实验

为了进一步验证本文算法的性能,量化 5.1 节中的对比实验,选用了三种常用图像无参考评价指标:UCIQE (Underwater Color Image Quality Evaluation)<sup>[27]</sup>是水下彩色图像质量评价指标,用于评估算法恢复水下图像色度、饱和度和对比度的综合性能;BIQI(Blind Image Quality Indices)<sup>[28]</sup>是基

于自然场景统计(NSS)模型的图像质量评价指标,旨 在衡量复原算法复原的图像与自然场景图像的相似 度;JNB(Just Noticeable Blur)<sup>[29]</sup>是基于人类视觉感 知的图像模糊度指标,侧重于图像清晰度和算法去模 糊程度的评价。本文中 BIQI 值利用转换规则 [(100-B<sub>BIQI</sub>)/100]进行了归一化处理,因此,BIQI 指 标、UCIQE 指标和 JNB 指标均是数值越大代表图像 质量越高。客观评价指标的对比结果如表 1~3 所 示,其中除了统计图 3 中 7 组主观对比实验的数据, 还增加了在整个图库数据集实验得分的均值比较。

表 1 不同水下图像复原算法的 UCIQE 指标对比

Table 1	Quantitative	comparison of	UCIQE	under	different	underwater	image	restored a	algorithms

Image	Original	UDCP	MSCW	WCID	IBLA	Fusion	UIDE	Proposed
1	0.32	0.32	0.40	0.45	0.48	0.59	0.58	0.61
2	0.41	0.50	0.54	0.49	0.48	0.54	0.59	0.64
3	0.46	0.51	0.55	0.53	0.54	0.57	0.61	0.62
4	0.50	0.49	0.59	0.56	0.56	0.58	0.54	0.61
5	0.46	0.58	0.56	0.51	0.52	0.63	0.62	0.68
6	0.55	0.58	0.60	0.64	0.48	0.58	0.63	0.64
$\bigcirc$	0.54	0.56	0.59	0.61	0.59	0.58	0.59	0.63
Dataset average	0.48	0.56	0.57	0.55	0.57	0.59	0.60	0.63

#### 表 2 不同水下图像复原算法的 BIQI 指标对比

Table 2 Quantitative comparison of BIQI under different underwater image restored algorithms

Image	Original	UDCP	MSCW	WCID	IBLA	Fusion	UIDE	Proposed
1	0.39	0.41	0.46	0.31	0.38	0.39	0.45	0.73
2	0.48	0.57	0.59	0.50	0.57	0.58	0.59	0.59
3	0.47	0.48	0.54	0.57	0.39	0.54	0.54	0.66
4	0.50	0.62	0.65	0.64	0.56	0.55	0.48	0.58
5	0.38	0.61	0.52	0.50	0.40	0.53	0.45	0.62
6	0.62	0.69	0.58	0.60	0.54	0.59	0.56	0.63
$\bigcirc$	0.62	0.63	0.61	0.61	0.56	0.61	0.55	0.67
Dataset average	0.55	0.60	0.58	0.59	0.55	0.58	0.55	0.63

#### 表 3 不同水下图像复原算法的 JNB 指标对比

Table 3 Quantitative comparison of JNB under different underwater image restored algorithms

Image	Original	UDCP	MSCW	WCID	IBLA	Fusion	UIDE	Proposed
1	7.73	7.07	5.45	6.45	5.57	5.02	4.37	12.57
2	5.33	4.60	4.56	6.14	4.66	4.52	4.43	13.17
3	2.13	2.07	1.99	2.00	2.08	2.17	1.97	2.44
4	3.84	4.10	3.36	3.56	3.35	3.29	3.55	9.00
5	4.83	4.36	4.06	4.57	4.33	3.98	3.76	5.42
6	2.90	2.88	2.62	2.99	2.83	2.87	2.89	3.77
$\bigcirc$	4.94	5.25	4.61	5.59	4.75	4.67	4.44	7.05
Dataset average	4.65	4.38	4.00	4.49	4.07	4.12	3.63	4.82

#### 研究论文

表1的统计结果显示,不论是抽取的7组实验, 还是在大型图库中的批量实验,其他复原算法的 UCIQE值普遍处于0.4~0.6,而本文算法的 UCIQE得分稳定维持在0.6以上,表明本文算法在 恢复水下图像色彩、调整饱和度和提升对比度方面 都优于其他复原算法,也证明了本文算法利用前向 散射分量与直接分量得到的导向图拥有准确的像素 信息,能有效引导恢复色彩和去雾去模糊。

本文算法在表 2 多数图像中获得了最高的 BIQI 值,部分图像的得分稍低于最高分,这是因为 BIQI 评 价方法依赖于自然场景图像的统计结果,其中包括水 下图像,但绝大多数是大气图像和室内图像,导致其 对一些水下独有生物如图 3②、④和⑥中的珊瑚、深 海鱼类,在纹理颜色、明暗程度和前后景对比度上的 判定不够准确。本文算法在表 2 的图库实验得分均 值最高,说明本文算法的复原结果总体上符合自然场 景图像统计,恢复效果更真实、更自然。

从表 3 可以看到,各算法对失真图像的边缘信 息都有不同程度的修复作用,但本文算法不仅在 7 组图例得到的 JNB 值远远高于其他算法,而且图 库实验得分均值也高于其他算法的 80%左右。变 分复原模型中引入了与前向散射分量相关的规则 项,以及清晰图像的红通道稀疏性先验约束,使本文 复原算法在有效去除模糊的同时也恢复了物体的边 缘。其他复原算法仅通过强化色彩表现和去除水雾 两方面,间接地改善水下图像的清晰度,这反而会导 致退化图像中伪影颜色加重,纹理线条变粗糙,物体 之间的边界不明确,整体的视觉效果看起来更模糊, 这类现象在 UDCP、MSCW、WCID 和 UIDE 算法得 到的结果中尤为明显。

#### 5.3 应用测试

评估图像复原效果好除了有较高的清晰度、自然的色彩与合适的对比度之外,还要有足够的边缘 纹理信息,这样才能进一步满足高层视觉应用。本 节对水下图像复原算法结果进行了可用性和有效信 息量测试。

为了更直观地观察各复原算法对图像纹理特征的修复效果,对复原结果进行 SURF(Speeded Up Robust Feature)的特征点匹配并统计特征点数目,进而评估算法性能,结果如图5和图6所示。经本



图 5 SURF 特征点匹配 Fig. 5 SURF feature point matching



图 6 边缘检测和边缘像素统计 Fig. 6 Edge detection and statistics of edge pixels

#### 研究论文

文算法和 UIDE 算法处理后的图像具有更多可匹配的特征点,说明恢复出了更多有效的纹理和角点信息。此外,还对各复原算法结果进行了 Canny 边缘检测,并统计边缘像素数量。边缘检测是根据物体之间的颜色、纹理在小区域内存在极大变化(梯度大)这一特性,提取物体边界,勾勒物体轮廓。但模糊图像中物体之间的颜色、纹理变化平滑类似于渐变的形式(梯度小),导致检测算法无法确定物体边缘。从图 6 可以看到,本文算法重建的边缘数量远远多于其他复原算法,图像中鱼类的外貌和水底岩石珊瑚的轮廓更完整。综上,经本文算法复原后的图像拥有更清晰的细节、更丰富的纹理和更完整的边缘信息。

## 6 结 论

在复杂多变的水下场景中,水下图像普遍存在 模糊、色偏、雾化与对比度低等严重退化问题,本文 从海洋光学理论出发,考虑到简化模型的局限性,采 用了完整水下光学成像模型,基于水下图像红通道 特性添加 L0 稀疏先验约束项,提升了模糊核估计 的准确度。此外,通过加入导向图约束项来引导算 法在色调、对比度和去雾等方面的修复。主观和客 观对比实验表明,本文算法处理各类退化问题的结 果优于其他6类对比算法,尤其是在颜色恢复、模糊 去除和细节信息修复方面,同时也说明本文算法的 输出图像质量高,携带大量的有效信息,在实际应用 中更具优势。但本文算法的运算速度较慢,为实时 应用带来一定困难,在未来工作中将着重优化模糊 核的估计方法,降低算法的复杂度以此提升计算 效率。

#### 参考文献

- [1] Huang D M, Wang Y, Song W, et al. Underwater image enhancement method using adaptive histogram stretching in different color models [J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(5): 640-651. 黄冬梅, 王龑, 宋巍, 等. 不同颜色模型下自适应直 方图拉伸的水下图像增强[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(5): 640-651.
- [2] Liu X, Zhang H, Cheung Y M, et al. Efficient single image dehazing and denoising: an efficient multi-scale correlated wavelet approach[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2017, 162: 23-33.
- [3] Dai C G, Lin M X, Wang Z, et al. Color compensation based on bright channel and fusion for underwater image enhancement [J]. Acta Optica

Sinica, 2018, 38(11): 1110003. 代成刚,林明星,王震,等.基于亮通道色彩补偿与 融合的水下图像增强[J].光学学报,2018,38(11): 1110003.

- [4] 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.
- [5] Lin S, Chi K C, Li W T, et al. Underwater optical image enhancement based on dominant feature image fusion [J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(3): 0310003.
  林森,迟凯晨,李文涛,等.基于优势特征图像融合

的水下光学图像增强[J].光子学报,2020,49(3): 0310003.

- [6] Ancuti C O, Ancuti C, de Vleeschouwer C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 379-393.
- [7] McGlamery B L. A computer model for underwater camera systems [J]. Proceedings of SPIE, 1980, 208: 221-231.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
  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.
- [11] 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.
- Wang Y, Liu H, Chau L P. Single underwater image restoration using adaptive attenuation-curve prior[J].
   IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2018, 65(3): 992-1002.
- Hou M J, Liu R S, Fan X, et al. Joint residual learning for underwater image enhancement[C]//2018
  25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 7-10, 2018, Athens, Greece. New York: IEEE Press, 2018: 4043-4047.
- [14] Pan P W, Yuan F, Cheng E. Underwater image de-

#### 研究论文

scattering and enhancing using dehazenet and HWD [J]. Journal of marine ence and technology, 2018, 26 (4): 531-540.

- [15] Yu X L, Qu Y Y, Hong M. Underwater-GAN: underwater image restoration via conditional generative adversarial network[M]//Zhang Z, Suter D, Tian Y, et al. Pattern recognition and information forensics. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11188: 66-75.
- [16] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60: 259-268.
- [17] Gao Y M, Yang X P. A cartoon-texture approach for JPEG/JPEG 2000 decompression based on TGV and shearlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(3): 1356-1365.
- [18] Li J M, Hou G J, Pan Z K, et al. Underwater image restoration based on a Laplace operator prior term
  [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57 (16): 161026.
  李景明,侯国家,潘振宽,等.基于拉普拉斯算子先验项的水下图像复原[J].激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161026.
- [19] Goldstein T, O'Donoghue B, Setzer S, et al. Fast alternating direction optimization methods[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7 (3): 1588-1623.
- [20] 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.
- [21] Drews P L J, Nascimento E R, Botelho S S C, et al. Underwater depth estimation and image restoration based on single images[J]. IEEE Computer Graphics

and Applications, 2016, 36(2): 24-35.

- [22] Pan J S, Sun D Q, Pfister H, et al. Deblurring images via dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(10): 2315-2328.
- [23] Galdran A, Pardo D, Picón A, et al. Automatic redchannel underwater image restoration [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 26: 132-145.
- [24] Zhou Y P, Komodakis N. A MAP-estimation framework for blind deblurring using high-level edge priors [M] // Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8690: 142-157.
- [25] Xu L, Zheng S C, Jia J Y. Unnatural L0 sparse representation for natural image deblurring[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1107-1114.
- [26] 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.
- [27] Yang M, Sowmya A. An underwater color image quality evaluation metric [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [28] Moorthy A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(5): 513-516.
- [29] Ferzli R, Karam L J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB) [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4): 717-728.