基于融合算法的水下图像增强

林森，迟凯晨
（辽宁工程技术大学电子与信息工程学院， 葫芦岛 125105）

摘要：水下光学图像深受水体对光吸收和散射的影响，往往存在噪声干扰多、纹理特征模糊、照明光斑、对比度低以及颜色失真等诸多问题。为了增强水下图像的质量，使其更加具有可视性，本文提出一种基于融合的水下图像增强算法。该算法的目的是通过利用水下图像中呈现的信息，使图像能够显示更多可见的细节并突出有效信息，以此提高水下图像视觉效果。该算法建立在三个图像的融合基础上，首先通过改进的 DCP 算法对退化图像进行去雾，针对去雾图像分别使用 CLAHE 算法和 AGCWD 算法，得到颜色矫正图像与对比度增强图像；其次，定义融合图像及其关联的权重图，通过多尺度融合方法得到增强后的水下图像；最后，对增强后的水下图像进行广泛的测试与评估。通过测试与评估，该方法可以对水下图像质量进行有效的增强，处理后的图像对比度增强、色彩鲜明、图像整体与局部细节清晰、明暗区域分布均匀，对图像视觉效果有较大提升且适用于不同类型的水下退化图像。

关键词：图像处理；水下图像增强；多尺度融合；颜色矫正
中图分类号：TP391.4

Underwater image enhancement based on fusion algorithm

Lin sen, Chi Kaichen
(Electronic and Information Engineering School, Liaoning Technical University, Huludao 125000)

Abstract: Underwater optical images are deeply affected by light absorption and scattering. There are many problems in underwater optical images, such as noise interference, blurred texture features, illumination spot, low contrast and color distortion. In order to enhance the quality of underwater image and make it more visible, an underwater image enhancement algorithm based on fusion is proposed in this paper. The aim of this algorithm is to improve the visual effect of underwater images by using the information presented in underwater images to show more visible details and highlight effective information. The algorithm is based on the fusion of three images. Firstly, the degraded image is defogged by the improved DCP algorithm. For the defogged image, CLAHE algorithm and AGCWD algorithm are used to obtain the color correction image and contrast enhancement image respectively. Secondly, the fusion image and its associated weight map are defined, and the enhanced underwater image is obtained by multi-scale fusion method.Finally, the enhanced underwater image is tested and evaluated extensively. Through testing and evaluation, the method can effectively enhance the quality of underwater image. After processing, the image contrast is enhanced, the color is bright, the overall and local details of the image are clear, and the light and dark areas are evenly distributed. The method can greatly improve the visual effect of the image and is suitable for different types of underwater degraded images.

Key words: Image processing; Underwater image enhancement; Multi-scale fusion; Color correction

0 引言

随着信息时代的到来，数字图像作为一种重要的信息载体，广泛应用于各种领域，包括渔业、资源勘探、水下设施检查、水下航行器控制等。由于水下成像环境复杂，水体对光的吸收与散射导致水下图像存在颜色失真、模糊和低对比度等问题[1]。因此，通过图像增强技

基金项目：国家自然科学基金（61473208）；国家自然科学基金委员会“共融机器人基础理论与关键技术研究”重大研究计划（91648118）
作者简介：林森（1980-），男，副教授、硕导，主要研究方向：图像处理、机器视觉、模式识别. E-mail: lin_sen6@126.com

术得到清晰、真实的水下图像具有重要意义。

近年来，关于基于融合的水下图像增强技术逐渐得到关注。其中 Ancuti 等人[2]的融合算法得到了广泛应用，该算法对单一退化图像分别进行白平衡与伽马校正算法处理，将处理图像与权重图进行多尺度融合，得到增强图像。为解决该算法在水下场景中红色光衰减过快的问题，Ancuti 等人[3]对水体背景光值进行红通道补偿，但处理后的图像色彩仍不鲜明，且红通道补偿耗时过长。Amjad Khan 等人[4]提出了一种基于小波变换的融合方法，通过处理低对比度、颜色失真等问题来增强图像质量。该算法处理后的图像色彩鲜明，但图像整体亮度较高、局部细节模糊。Wen Zou 等人[5]利用暗通道先验理论和直方图均衡算法对退化图像进行预处理，通过权重分量来保持处理图像的优势特征。但该算法处理后的图像整体呈蓝绿色，颜色矫正效果较差。

本文通过分析以上算法应用于水下图像时存在的问题，提出一种基于融合的改进算法。首先，通过改进的 DCP 算法对退化图像进行去雾处理。为使图像明暗区域分布均匀且增强对比度，对去雾图像分别进行 CLAHE、ACGWD(基于加权分布的自适应伽马校正)算法处理。对处理图像进行多尺度细节提升，来增强图像的局部细节。为使水下图像更具有可视性，通过定义权重图，使具有高权重值的像素在结果图像中更具代表性。最后将融合图像与权重分量进行多尺度融合得到增强图像。通过对不同环境的水下测试图像进行实验，结果表明，本文算法可广泛应用于不同类型的退化图像，能有效恢复水下图像的颜色及细节信息。

1 改进融合算法

1.1 DCP(暗通道先验算法)

由于雾天成像与水下光学成像具有相似的成像模型，何恺明[6]提出的暗通道先验算法被广泛应用于水下图像去雾。雾天成像模型[7]如下：

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \tag{1}$$

其中，$I(x)$ 为雾天图像在像素点 x 处的光强值，$J(x)$ 为原始无雾图像，A 为大气背景光，$t(x)$ 为介质透射率。图像去雾过程即从已知的 I 求解出无雾图像 J 。在对无雾图像进行大量的测试与分析后，何恺明认为 RGB 三个颜色通道中，至少存在一个颜色通道其强度值很低，甚至接近于 0，该通道就是图像的暗通道，如图 1 所示。

$$J^{dark}(x) = \min_{c\in\{R,G,B\}}\left(\min_{y\in\Omega(x)}(J^c(y))\right) \tag{2}$$

其中，J^c 为图像 J 的一个色彩通道，$\Omega(x)$ 为像素 x 为中心的局部区域。

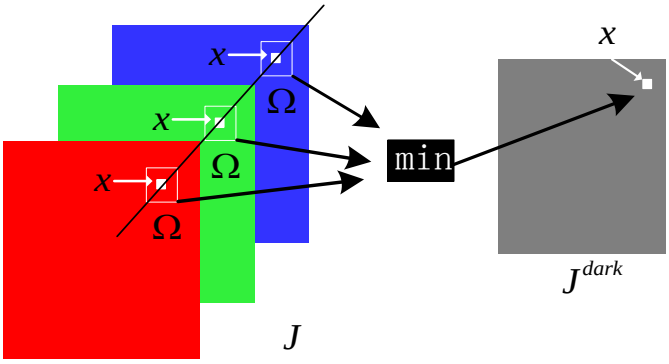


图 1 暗通道示意图

Fig.1 Dark channel schematic image

1.1.1 求解透射率、估计光强

假设大气光 A 已知，对式(1)两边图像各通道同时除以 A：

$$\frac{I^c(x)}{A^c}=t(x)\frac{J^c(x)}{A^c}+1-t(x) \tag{3}$$

假设透射率 $\tilde{t}(x)$ 在局部区域 $\Omega(x)$ 内保持不变，对式(3)两边同时进行两次最小值滤波计算暗通道值。

$$\min_{y\in\Omega(x)}(\min_c\frac{I^c(y)}{A^c})=\tilde{t}(x)\min_{y\in\Omega(x)}(\min_c\frac{J^c(y)}{A^c})+1-\tilde{t}(x) \tag{4}$$

由于目标物体反射图像为无雾图像，因此其暗通道值满足暗通道先验原理:

$$J^{dark}(x)=\min_{y\in\Omega(x)}(\min_c J^c(y))=0 \tag{5}$$

把(5)代入到(4)消去右侧乘性分量，计算出透射率：

$$\tilde{t}(x)=1-\min_{y\in\Omega(x)}(\min_c\frac{I^c(y)}{A^c}) \tag{6}$$

为使去雾图片保持一定真实性，引入参数 ω 调节透射率大小， ω 取值为 0.85。

$$\tilde{t}(x)=1-\omega\min_{y\in\Omega(x)}(\min_c\frac{I^c(y)}{A^c}) \tag{7}$$

但大气模型的透射率应用于水下图像时[8]，当水中的深度突然发生变化，水体光强也会产生突变。为使水中深度突变处仍保持边缘，同时平滑非边缘信息，因此通过引导滤波器计算水下透射率 $t(x)$：

$$t(x)=1-\omega\frac{GuidedFilt(I^{dark}(x))}{A} \tag{8}$$

为防止水中白色物体被提取为亮度最大的像素点而导致计算出错误的水体光强 A，取图像暗通道值中最亮的 0.05% 个像素值的平均值作为水体光照的强度值，与取单一最大值点比较，此方法更加准确。具体算法如下：

计算 $J^{dark}(x)$ 的直方图 $hist$，从右向左累加直方图 $hist$ 得到 $histsun$。

$histsun$ 若大于 $0.05\%\mathrm{N}$， N 为 $J^{dark}(x)$ 像素值总数，获取此处的直方图横坐标值 h。

在 $[h,255]$ 区间计算 $J^{dark}(x)$ 像素值的平均值：

$$A=\frac{\sum_{i=h}^{255}ihist(i)}{0.05\%N} \tag{9}$$

1.1.2 图像恢复

在计算出透射率和大气光估值后，由(3)恢复出无雾图像：

$$J(x)=\frac{I(x)-A}{\max(t(x),t_0)}+A \tag{10}$$

为避免图像透射率过小，引入下限参数 t_0， t_0 取值为 0.1。

1.2 对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)

为防止放大噪声且使图像明暗区域分布均匀，使用 CLAHE 算法[9]处理图像。CLAHE 算法将灰度图像分割成上下两个区域，并均衡两个区域的直方图。CLAHE 将对比度限制技术应用于特定区域内的每个邻域网格点，从中导出变换。在计算每个网格点的累积分布函数(CDF)之前，通过对图像直方图设定一个预先定义的上限值来降低噪声，如图 2 所示。

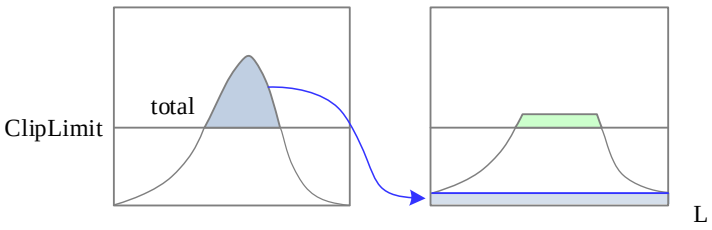


图 2 CLAHE 原理图

Fig.2 CLAHE schematic diagram

当高度超过设置的上限值 $ClipLimit$ 时，设直方图中高于该值的部分的和为 $total$，将 $total$ 均匀分配到所有灰度级，分配后上升的高度 L 为：

$$L = total / N \tag{11}$$

以 $upper = ClipLimit - L$ 为界对直方图进行以下处理：

若幅度高于 $ClipLimit$，则将其设为 $ClipLimit$。

若幅度值处于 $upper$ 和 $ClipLimit$ 之间，则将其填补至 $ClipLimit$。

若幅度值低于 $upper$，直接补充 L 个像素点。

将图像分成若干子块进行处理，若子块中的像素只通过该子块中的映射函数进行变换，最终图像将呈现出块状效应。为解决块状效应，通过插值运算[10]，使每个像素点的值由它周围 4 个子块的映射函数值进行双线性插值得到，如图 3 所示。

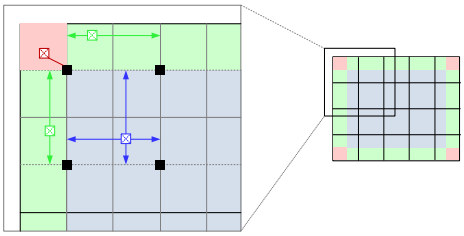


图 3 插值运算原理图

Fig.3 Interpolation operation schematic diagram

图 3 中，蓝色像素点处的值，通过其周围四个邻域内的映射函数求出四个映射值，再对这四个值做双线性插值。红色像素点处的值直接以自身的映射函数做变换即可求出，绿色像素点处的值则以两个邻域的映射函数做线性插值求出。通过双线性插值可以基本消除块状效应。水下图像与 CLAHE 算法处理图如图 4、图 5 所示。



图 4 原图

Fig.4 Original image



图 5 CLAHE 处理图

Fig.5 CLAHE processing image

可以看出经过 CLAHE 算法处理后的图像颜色得到校正且明暗区域分布均匀。

1.3 基于加权分布的自适应伽马校正(AGCWD)

为增强图像对比度，对图像进行伽马校正。伽马校正通过对输入图像的灰度值进行非线性操作，使输出图像灰度值与输入图像灰度值呈指数关系。伽马校正形式为：

$$T(l)=l_{\max}(l/l_{\max})^{\gamma} \tag{12}$$

其中，$l_{\max}$ 为输入的最大强度，但不同图像由于固定的参数会表现出相同的强度变化，且伽马参数γ不能自动生成，因此通过计算图像各强度级别的概率密度来解决。

概率密度函数 pdf ：

$$pdf(l)=n_l/(MN) \tag{13}$$

其中，n_l 是具有强度 l 的像素数，MN 是图像中的像素总数。

累计分布函数 cdf ：

$$cdf(l)=\sum_{k=0}^{l} pgf(k) \tag{14}$$

将加权分布(WD)函数用于修改统计直方图[11]，以减少产生不良影响。改进后加权分布函数为：

$$pdf_w(l)=pdf_{\max}\left(\frac{pdf(l)-pdf_{\min}}{pdf_{\max}-pdf_{\min}}\right)^{\alpha} \tag{15}$$

其中，α 是调整后的参数。根据方程(15)，改进后的 cdf 近似为：

$$cdf_w(l)=\sum_{l=0}^{l_{\max}} pdf_w(l)/\sum pdf_w \tag{16}$$

$$\sum pdf_w=\sum_{l=0}^{l_{\max}} pdf_w(l) \tag{17}$$

因此公式(12)中的伽马参数修改为：

$$\gamma=1-cdf_w(l) \tag{18}$$

自适应伽马校正公式改进为：

$$T(l)=l_{\max}(l/l_{\max})^{1-cdf(l)} \tag{19}$$

水下图像与AGCWD算法处理图如图6、图7所示。



图 6 原图

Fig.6 Original image

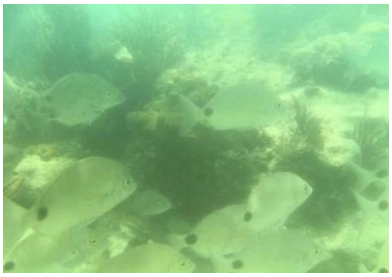


图 7 AGCWD 处理图

Fig.7 AGCWD processing image

可以看出经过 AGCWD 算法处理后的图像对比度增强。

1.4 多尺度细节提升

多尺度细节提升算法通过使用高斯差分滤波来增强细节。首先将高斯核应用于全局图像 I 中，得到三种不同的模糊图像：

$$B_1 = G_1 * I \qquad B_2 = G_2 * I \qquad B_3 = G_3 * I \tag{20}$$

其中，G_1、G_2、G_3 是标准的高斯核，偏差 $\sigma_1 = 1.0$、$\sigma_2 = 2.0$、$\sigma_3 = 4.0$

提取图像精细细节 D_1、中间细节 D_2、粗略细节 D_3。

$$D_1 = I - B_1 \qquad D_2 = B_1 - B_2 \qquad D_3 = B_2 - B_3 \tag{21}$$

通过合并三层细节来生成整体细节图像：

$$D^* = (1 - \omega_1 * \mathrm{sgn}(D_1)) * D_1 + \omega_2 * D_2 + \omega_3 * D_3 \tag{22}$$

ω_1、ω_2 和 ω_3 分别取值为 0.5、0.5 和 0.25。精细细节 D_1 会扩大边缘附近的灰度差，可能会使灰度饱和。为解决该问题，在式中减少 D_1 的正成分，同时放大 D_1 的负成分，以保持两者之间的平均差异。因此在抑制饱和度的同时，仍然可以增强细节。水下图像与多尺度细节提升处理图如图 8、图 9 所示。



图 8 原图

Fig.8 Original image



图 9 多尺度细节提升处理图

Fig.9 Multiscale detail lifting processing image

水下图像经过多尺度细节提升算法处理，图 8 与图 9 相比左下角的珊瑚、雕像及雕像底座局部细节得到提升。

1.5 融合过程的权重

水下图像的色彩和对比度的改善不足以达到良好的视觉效果。此外，可能会在图像中导致先前未有的失真。通过定义并在融合过程中使用权重图，使高权重值的像素在结果图像中更具代表性，使结果图像具有更好的可视性。

1.拉普拉斯对比度权重(W_l)通过计算每个输入亮度通道的拉普拉斯滤波器的绝对值来估计全局对比度。该权重用于色调映射和扩展景深，它为边缘和纹理赋予了较大值。但该权

重不足以恢复水下图像对比度，因为它不能很好地区分陡峭和平滑区域，如图 10 所示。

2.显著性权重(W_s)旨在强调在水下场景中失去显著性的物体，显著性权重加大了明暗区域的对比度，以此来提高图像的全局对比度。然而，显著性权重图更倾向于突出具有高亮度值的区域，如图 11 所示。为了克服这一限制，引入了饱和度权重图。

3.饱和度权重(W_{sat})使融合算法能够通过利用高饱和区域来适应彩色信息，如图 12 所示。该权重图简单计算为 R_k、G_k、B_k 颜色通道与第 k 个输入的亮度 L_k 之间的偏差：

$$W_{Sat}=\sqrt{1/3[(R_k-L_k)^2+(G_k-L_k)^2+(B_k-L_k)^2]} \tag{23}$$



图 10 拉普拉斯对比度权重图

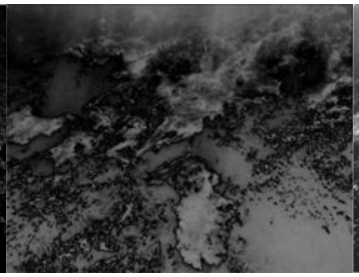


图 11 显著性权重图



图 12 饱和度权重图

Fig.10 Laplacian contrast weight map Fig.11 Saliency weight map Fig.12 Saturation weight map

实际中，对于每个输入 k，将三个权重映射合并到一个单独的权重映射中。首先通过对 W_l、W_s、W_{Sat} 权重图求和得到和权重图 W_k。然后，将每个图中每个像素的权重除以所有图上相同像素的权重之和，对 W_k 进行归一化。从形式上讲，每一个输入的归一化权重图计算为：

$$W_k=(W_k+\delta)/(\sum_{k=1}^{k}W_k+K*\delta) \tag{24}$$

其中 δ 表示一个小的正则化项，确保每个输入对输出都有数学意义，δ 设为 0.1。

1.6 多尺度融合

图像金字塔是一系列来源于同一张原始图像，且分辨率逐步降低的图像集合。具有高分辨率的图像位于图像金字塔底层，低分辨率的图像位于图像金字塔顶层。图像金字塔层数越高，则图像越小且分辨率越低，如图 13 所示。

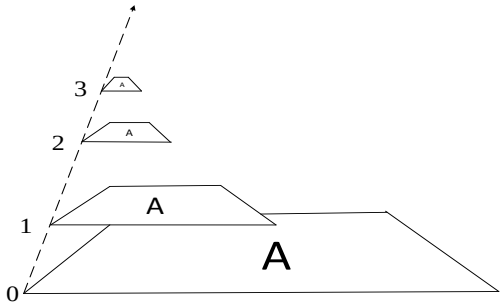


图 13 图像金字塔

Fig.13 Image pyramid

图像金字塔通常用于多尺度图像融合方法[12]，其应用于融合图像的步骤如下：

1.构造高斯金字塔：原始图像从下到上通过高斯卷积核进行卷积并下采样以构造高斯金字塔 G_l。

2.构建拉普拉斯金字塔：对金字塔的每一级使用低通高斯核 G 对输入图像进行滤波，并在两个方向上对滤波后的图像进行 2 倍的分解。从输入中减去低通图像的上采样版本，从而近似拉普拉斯方程，并使用抽取的低通图像作为金字塔后续级别的输入。形式上，使用 G_l 表示 l 低通滤波和抽取的序列，然后进行采样，我们将金字塔的 N 级 L_l 定义为如下：

$$\begin{aligned} I(x) &= I(x) - G_1\{I(x)\} + G_1\{I(x)\} \triangleq L_1\{I(x)\} + G_1\{I(x)\} \\ I(x) &= L_1\{I(x)\} + G_1\{I(x)\} - G_2\{I(x)\} + G_2\{I(x)\} \\ I(x) &= L_1\{I(x)\} + L_2\{I(x)\} + G_2\{I(x)\} \\ &\cdots \\ I(x) &= \sum_{l=1}^{N} L_1\{I(x)\} \end{aligned} \tag{25}$$

其中，L_l 和 G_l 分别代表拉普拉斯金字塔和高斯金字塔的第 l 层。该式中所有图像大小皆为原始图像尺寸。

3.融合图像：通过拉普拉斯变换将初始图像变换为多尺度图像，并使用相应的融合算法来形成新的拉普拉斯金字塔，通过逆拉普拉斯金字塔变换获取融合图像。按照多尺度融合思想，每个输入 I_k 被分解成拉普拉斯金字塔，归一化的权重图（$\overline{W}_k$）则使用高斯金字塔进行分解。两个金字塔具有相同层数，拉普拉斯输入与高斯归一化权重的混合在每个 l 层独立执行：

$$R_l(x) = \sum_{k=1}^{k} G_l\{\overline{W}_k(x)\} L_l\{I_k(x)\} \tag{26}$$

其中 l 为金字塔层数，k 为输入图像的数目。通过求出所有金字塔层的融合来获得输出，得到融合图像。

本文算法流程图如图 14 所示。

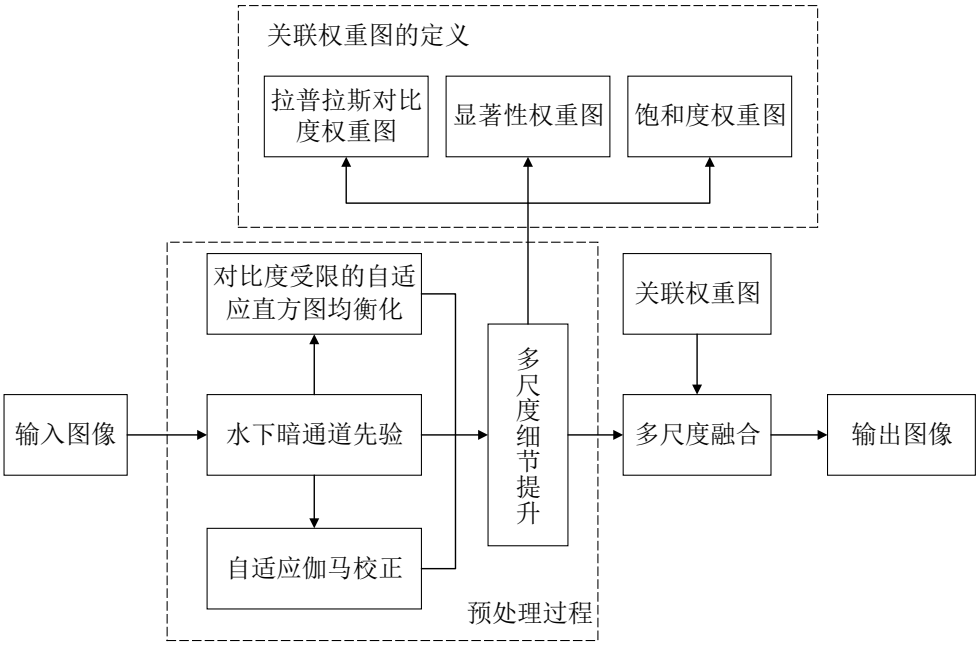


图 14　算法流程图

Fig.14　Algorithm flow chart

2 实验结果与分析

在本节中为验证本文算法的有效性，从主观评价和客观评价两方面对不同水下环境的处理图像进行对比与分析。主观评价方面，包括色彩恢复实验、不同色偏程度和不同浑浊度的水下图像实验。客观评价方面，通过水下彩色图像质量评价(UCIQE)指标对不同色偏程度和不同浑浊度的水下图像进行质量测评，并将本文算法与现有的水下复原/增强技术进行比较。最后，证明了本文算法在水下图像增强方面具有很强的实用性。

2.1 主观评价

通过颜色恢复实验来验证本文算法在图像颜色校正方面的有效性。该实验基于无失真的色卡图像及该色卡在水下场景中的图像，色卡因水下成像环境复杂而发生颜色退化。通过本文算法对退化图像进行处理，可有效验证算法的颜色恢复效果。本文算法与正则化算法、UDCP 算法[13]、水下颜色校正（LAB）算法、对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)算法、白平衡算法[14]进行对比，实验结果如图 15、图 16 所示。

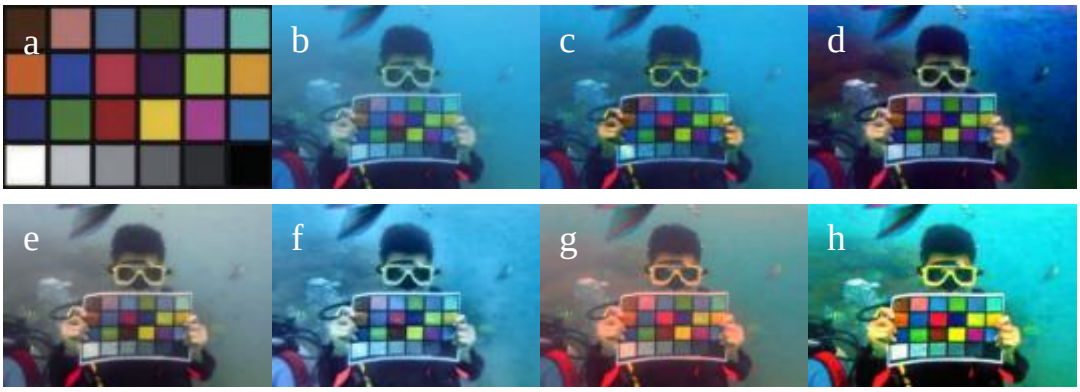


图15 颜色恢复实验 (a) 色卡；(b) 退化图像；(c) 正则化算法图像；(d) UDCP算法图像；(e) LAB算法图像；(f) CLAHE算法图像；(g) 白平衡算法图像；(h) 本文算法图像

Fig. 15 Color restoration experiment (a) Color card; (b) Degraded image; (c) Regularized image; (d) UDCP image; (e) LAB image; (f) CLAHE image; (g) White balance image; (h) Proposed method

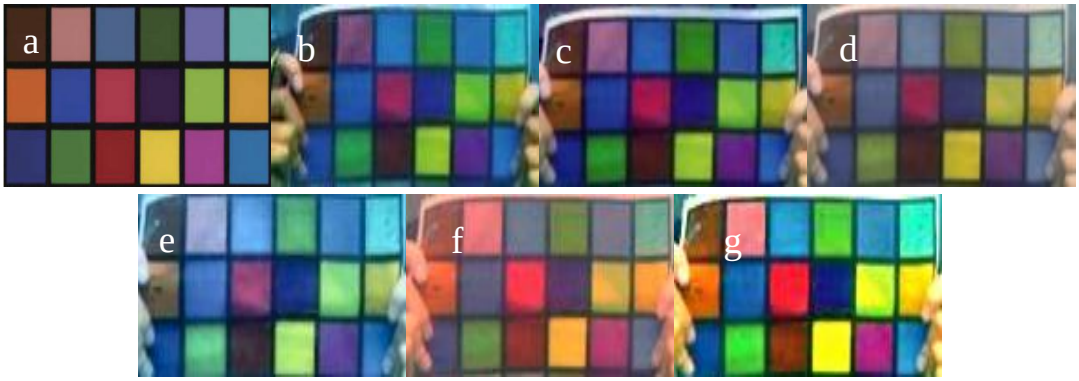


图 16 色卡局部放大图 (a) 色卡；(b) 正则化算法图像；(c) UDCP 算法图像；(d) LAB 算法图像；(e) CLAHE 算法图像；(f) 白平衡算法图像；(g) 本文算法图像

Fig. 16 Color restoration experiment (a) Color card; (b) Regularized image; (c) UDCP image; (d) LAB image; (e) CLAHE image; (f) White balance image; (g) Proposed method

从图 15、16 中观察可得正则化算法、UDCP 算法、CLAHE 算法、白平衡算法颜色校正效果较差，正则化算法图像中多个色块颜色出现偏差，UDCP 算法图像中黄色块变为绿色，CLAHE 算法图像各个色块大都整体偏蓝色，白平衡算法图像红通道平衡过度使图像整体偏

红色。LAB 算法对颜色矫正较为准确，但 LAB 算法处理后的图像整体颜色加深，使相同色系颜色的区分度降低，与真实的色卡颜色不相符合。本文算法处理后的图像，各色系中不同颜色仍能清晰区分，且相近色系如黄色与绿色、红色与棕色等颜色对比度增强，颜色校正效果与真实色卡接近。

接下来通过对不同色偏程度与不同浑浊度的水下图像进行处理，进一步验证本文算法在不同环境条件下的颜色校正与清晰度恢复效果。如图 17、图 18 所示，LAB 算法、白平衡算法在去雾方面具有局限性，且对颜色失真问题基本失效。正则化、UDCP、CLAHE 算法对部分图像颜色校正效果略有提升，其中 CLAHE 算法去雾能力较差，而 UDCP 算法去雾能力较好，能够对水下图像进行不均匀去雾。本文算法处理后的图像色彩恢复更符合人眼视觉效果，并能有效恢复图像可见度及细节信息。

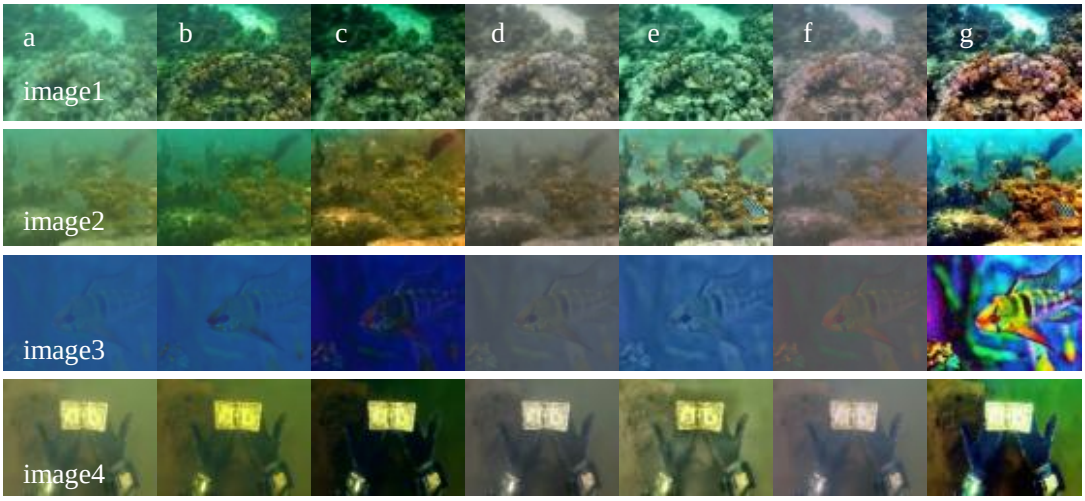


图 17　不同色偏程度比较图 (a) 原图；(b) 正则化算法图像；(c) UDCP 算法图像；(d) LAB 算法图像；(e) CLAHE 算法图像；(f) 白平衡算法图像；(g) 本文算法图像

Fig. 17　Comparisons of different images of color deviation (a) Original image; (b) Regularized image; (c) UDCP image; (d) LAB image; (e) CLAHE image; (f) White balance image; (g) Proposed method

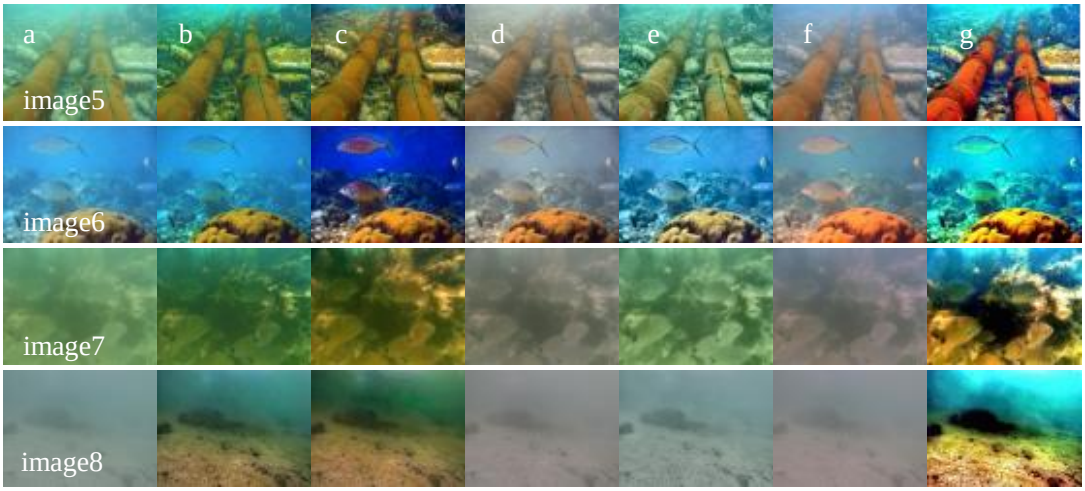


图 18　不同浑浊度比较图 (a) 原图；(b) 正则化算法图像；(c) UDCP 算法图像；(d) LAB 算法图像；(e) CLAHE 算法图像；(f) 白平衡算法图像；(g) 本文算法图像

Fig. 18　Comparisons of different turbidities (a) Original image; (b) Regularized image; (c) UDCP image; (d) LAB image; (e) CLAHE image; (f) White balance image; (g) Proposed method

2.2 客观评价

通过主观评价我们观察到本文算法对水下图像有较好的增强效果，接下来通过评价指标UCIQE[15]对其在水下图像质量增强方面进行进一步的客观测评。

UCIQE 采用色度和饱和度的方差与清晰度的加权组合测量水下彩色图像的质量。$UCIQE \in [0,1]$，UCIQE 值与水下彩色图像质量成正比，表达式为：

$$UCIQE = c_1 * C_p + c_2 * S_p + c_3 * sharpness \tag{27}$$

其中，c_1、c_2、c_3为加权系数，默认取值为c_1=0.4680、c_2=0.2745、c_3=0.2576，C_p为色调方差，S_p为饱和度方差，$sharpness$为清晰度。

对图 17、图 18 进行 UCIQE 评价指标测评，如表 1 所示，加粗字体为每幅图像对应算法的最优值。

表 1　UCIQE 指标测评值

Tab.1　Evaluation of UCIQE index

	UCIQE					
图像序号	正则化	UDCP	LAB	CLAHE	白平衡	本文算法
1	0.57	0.54	0.46	0.52	0.46	**0.69**
2	0.49	0.54	0.42	0.54	0.45	**0.74**
3	0.32	0.38	0.30	0.32	0.49	**0.74**
4	0.58	0.64	0.53	0.54	0.32	**0.66**
5	0.59	0.62	0.51	0.57	0.52	**0.77**
6	0.59	0.63	0.58	0.60	0.59	**0.69**
7	0.46	0.53	0.36	0.41	0.38	**0.74**
8	0.54	0.53	0.32	0.34	0.33	**0.74**
平均	0.52	0.55	0.44	0.48	0.44	**0.68**

从表 1 可以看出本文算法针对不同情况的水下图像都有较高的测评值，说明该算法处理后的水下图像可以良好的对色度、饱和度、清晰度进行均匀增强，有效的改善了水下图像质量，使其更加符合人眼视觉效果。

3 结论

本文针对水下图像模糊、颜色失真等问题，提出基于融合的图像增强算法来处理水下退化图像。不同于其他融合算法的预处理，本文算法首先通过改进的 DCP 算法对退化图像进行去雾并颜色校正。分别对去雾图像进行 CLAHE、AGCWD 算法处理，使图像明暗区域分布均匀并增强对比度。为增强图像局部细节，将多尺度细节提升算法应用到图像中。其次，定义关联权重图，本文算法与其他算法相比，不再引入曝光度权重图，以降低融合过程的复杂性。融和图像与权重图通过多尺度融合算法得到结果图像。最后，针对不同场景的水下图像进行实验，结果表明，本文算法能在有效提高图像对比度、校正图像颜色的同时恢复更多的细节信息，在不同类型的水下图像中均表现良好。此外，为进一步提高该算法的不均匀去雾能力，在未来的工作中将对红通道的精准补偿算法与 UDCP 算法做更深入的研究。

[参考文献] (References)

[1] 郭继昌，李重仪，郭春乐，等.水下图像增强和复原方法研究进展[J]. 中国图象图形学报，2017, 22(3):0273-0287.

[2] Ancuti C, Ancuti CO, Haber T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]. Proceedings of 2012 IEEE Conference On Computer Vision and Pattern Recognition. Providence,RI:IEEE, 2012:81-88.

[3] Ancuti CO, Ancuti C, Vleeschouwer CD, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018,27(1):379-393.

[4] Amjad K, Syed SAA, Aamir SM, et al. Underwater image enhancement by wavelet based fusion[C]. IEEE International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications(USYS), 2016:83-88

[5] Wen Zou, Xin Wang, Kaiqiang Li, et al. Self-Tuning Underwater Image Fusion Method Based on Dark Channel Prior[C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics(ROBIO), 2016:788-793.

[6] He KM, Sun J, Tang XO. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011: 2341-2353.

[7] Birgit Henke, Matthias Vahl Zhiliang Zhou. Removing Color Cast of Underwater Images through Non-Constant Color Constancy Hypothesis[C]. IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, Trieste, 2013:20-24.

[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，2016:141-147.

[9] Jyoti D, Shaveta A, Rekha V, et al. Mammogram Image Enhancement Using Entropy and CLAHE Based Intuitionistic Fuzzy Method[C]. International Conference on Signal Processing and Integrated Networks(SPIN), 2019:24-29.

[10] J.Borkowski. LIDFT-the DFT linear interpolation method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2000:741-745.

[11] Ying Li, Xiaolin Liu, Yan Liu. Adaptive Local Gamma Correction Based on Mean Value Adjustment[C]. International Conference on Instrumentation on Measurement, Computer, Communication and Control(IMCCC), 2015:1858-1863.

[12] Run Mao, Xiansong Fu, Pingjuan Niu, et al. Multi-directional Laplacian Pyramid Image Fusion Algorithm[C]. International Conference on Mechanical,Control and Computer Engineering(ICMCEE), 2018:568-572.

[13] Drews PLJ, Nascimento ER, Botelho SSC, et al. Underwater depth estimation and image restoration Based on Single images[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2):24-35.

[14] Liu YC, Chan WH, Chen YQ. Automatic white balance for digital still camera[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1995:460-466.

[15] Miao Yang, Arcot Sowmya. New Image Quality Evaluation Metric for Underwater Video[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014:1215-1219.