

# 基于优势特征融合的核电站水下图像增强

李佳轩<sup>1</sup>, 程竹明<sup>1</sup>, 黄三傲<sup>1</sup>, 吕天明<sup>2</sup>, 王培珍<sup>1</sup>

(1. 安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032; 2. 中广核检测技术有限公司, 江苏 苏州 215000)

**摘要:** 针对核电站水下环境导致图像质量下降如颜色偏差、对比度不足和细节模糊等问题, 提出1种基于优势特征融合的核电站水下图像增强方法。在利用自动颜色均衡算法实现图像颜色校正的基础上, 分别通过改进的非锐化掩膜算法和加权自适应伽玛校正算法增强图像的锐度和对比度; 利用权重图对锐度和对比度增强的图像进行优势特征多尺度融合。以核电站水下原始图像数据集为样本, 采用本文方法与其他5种水下图像处理方法进行对比实验, 验证本文方法的有效性。结果表明: 本文方法能有效解决核电站水下图像颜色偏差、对比度不足、细节模糊等问题, 其中水下图像质量评价指标(UIQM)和信息熵的均值总体较高, 分别为3.1037, 7.5027, 与原始图像相比提高幅度分别达121%和9.66%; 此外, 利用本文方法增强的图像显著增加了特征点匹配对的数目, 从而大大提高了视觉特征提取和特征匹配的效率。本研究可为核电站水下图像分析和设备缺陷智能检测提供新的技术支撑, 有助于促进核能的高效利用和可持续发展。

**关键词:** 核电站; 水下图像; 颜色校正; 伽玛校正; 非锐化掩膜; 优势特征; 多尺度融合; 智能检测

**中图分类号:** TP 391.41 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.24109



## Underwater Image Enhancement of Nuclear Power Plants Based on Dominant Feature Fusion

LI Jiakuan<sup>1</sup>, CHENG Zhuming<sup>1</sup>, HUANG San'ao<sup>1</sup>, LYU Tianming<sup>2</sup>, WANG Peizhen<sup>1</sup>

(1. School of Electrical & Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China;  
2. CGNPC Testing Technology Co., Ltd, Suzhou 215000, China)

**Abstract:** In response to the degradation of image quality caused by underwater environments in nuclear power plants, such as color deviation, insufficient contrast, and blurred details, a novel underwater image enhancement method based on the fusion of dominant features was proposed. Based on the implementation of image color correction using the automatic color equalization algorithm, the sharpness and contrast of the images were enhanced through an improved unsharp masking algorithm and a weighted adaptive gamma correction algorithm, respectively. The enhanced images were subjected to multi-scale fusion of dominant features using weight maps. Using a dataset of original underwater images from nuclear power plants as samples, the proposed method was compared with five other underwater image processing techniques to validate its effectiveness. The results demonstrate that the proposed method effectively addresses the issues such as color deviation, insufficient contrast, and blurred details in

收稿日期: 2024-06-17

基金项目: 安徽省高校自然科学基金重点项目(KJ2019A0085)

作者简介: 李佳轩(1996—), 男, 安徽砀山人, 硕士生, 主要研究方向为机器视觉技术及应用。

通信作者: 程竹明(1975—), 男, 安徽怀宁人, 博士, 副教授, 主要研究方向为自动检测技术。

引文格式: 李佳轩, 程竹明, 黄三傲, 等. 基于优势特征融合的核电站水下图像增强[J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2025, 42(2):169-177.

underwater images of nuclear power plants. The mean values of the underwater image quality measure (UIQM) and information entropy are significantly higher at 3.103 7 and 7.502 7, respectively, representing improvements of 121% and 9.66% compared to the original images. Furthermore, the enhanced images generated by the proposed method significantly increase in the number of feature point matching pairs, thereby greatly improving the efficiency of visual feature extraction and matching. This research provides new technical support for underwater image analysis and intelligent defect detection of equipment in nuclear power plants, contributing to the efficient utilization and sustainable development of nuclear energy.

**Keywords:** nuclear power plant; underwater image; color correction; Gamma correction; unsharp masking; dominant feature; multi-scale fusion; pyramid; intelligent detection

图像分析作为监测水下环境与设备运行状况的有效手段,在水下工程中占据非常重要的地位。核电站的部分设备工作于水下,主要依靠工业摄像头采集水下设备图像,再结合专业的图像分析技术实现对设备状态的监控和评估<sup>[1]</sup>。然而,核电站水下环境掺杂了大量硼酸及其他杂质,对图像颜色和清晰度的影响非常大;此外,核电站水下的自然光照强度很低,通常需要人工光源的辅助才能采集到图像,而光源形成的反光也会影响图像的对比特度。采集到的图像虽然能够大致反映水下设备的运行状况,但难以准确甚至无法识别出局部细节和缺陷。核能作为清洁能源的重要组成部分,在我国能源结构中占据重要地位。因此,研究提高核电站水下设备图像质量的有效方法,有助于提升核电站的运行效率和安全性,延长设备使用寿命,降低运维成本,对促进核能的高效利用和可持续发展具有重要意义。

目前,提高水下图像质量的方法主要有3种:图像复原、图像增强和深度学习<sup>[2]</sup>。针对常规的水下环境,学者们提出了暗通道先验、新型暗通道先验等图像复原方法,这些方法可有效解决水体对光的散射引起的图像模糊和颜色失真等问题<sup>[3-4]</sup>。然而,图像复原方法需要先构建水下成像模型,再基于模型对退化图像进行逆运算,从而恢复出清晰的图像。在实际应用中,这些方法存在模型构建复杂、对先验知识依赖性强、模型参数估计受限等问题。图像增强方法是通过相关算法直接改变像素的灰度分布,从而实现图像颜色、对比度和清晰度的改善,与原始图像复原方法相比,图像增强方法更易于工程应用。如梁秀满等<sup>[5]</sup>提出了1种基于颜色线模型和多尺度融合的水下图像增强算法,该算法能够有效解决水下图像的色偏、雾化和噪声等问题,使图像呈现出清晰鲜亮的视觉效果;Zhao等<sup>[6]</sup>提出1种基于潜在低秩分解和图像融合技术的水下图像增强算法,

该算法通过低秩分解提取图像的全局结构和细节信息,并采用双图像加权融合策略,结合不同区域的特征进行融合,从而改善水下图像的质量;唐军等<sup>[7]</sup>通过多尺度融合与细节突显方法来增强水下图像,能够有效增强图像的对比特度和边缘细节。现有图像增强方法从不同角度来提升常规水下图像的质量,然而在核电站复杂水下环境中的应用效果如何,极少见文献报道。随着人工智能技术的快速发展,卷积神经网络和生成式对抗网络等深度学习模型被用于提升水下图像质量。然而,这类方法需要大量训练样本的支撑,而在复杂水下环境中难以获取足够的样本数量。为解决这个问题,部分学者尝试利用水下合成图像作为样本数据集进行机器训练与测试,但其在实际工程中的泛化能力还有待进一步提高<sup>[8-9]</sup>。鉴于此,针对核电站复杂水下环境导致的图像退化问题,提出1种基于优势特征融合的图像增强方法,通过解决原始图像的颜色偏差、提升纹理细节、优化对比度,将具备不同优势特征的图像进行融合,从而提高图像整体质量。该研究旨在为核电站水下设备缺陷的智能检测提供1种可靠的技术手段。

## 1 图像增强方法的实现

提出的核电站水下图像增强方法的基本原理与实现框架为:利用自动颜色均衡算法解决核电站水下图像由于红绿蓝(red green blue, RGB)三通道衰减速率不同导致的颜色偏差问题,得到色彩有效恢复的校正图像;采用改进的非锐化掩膜(unsharpen masking, USM)算法提升图像的纹理细节,作为融合的第一个输入图像;通过改进的加权自适应伽玛校正(weighted adaptive Gamma correction, AGCWD)算法提高图像的对比特度,作为融合的第二输入图像;利用各自的优势特征,借助多尺度融合算法将2幅输入图像进行融合,得到1幅高质量的水下融合图像。该方法的具体原理与结构框架如图1。

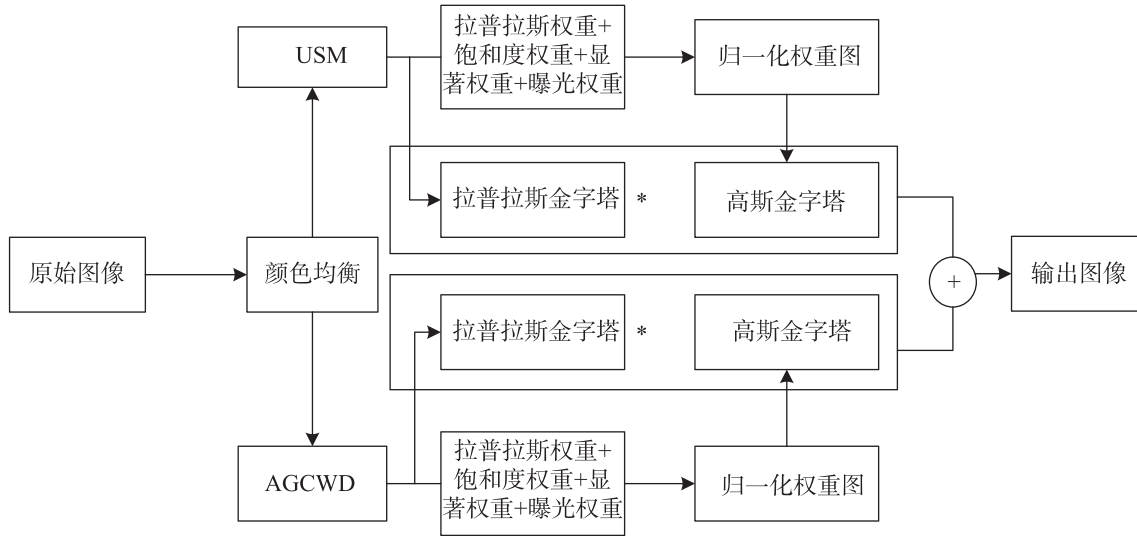


图1 核电站水下图像增强算法的结构框架

Fig. 1 Structural framework of underwater image enhancement algorithm for nuclear power plants

1.1 自动颜色均衡算法

核电站水下环境处于半封闭的复杂状态, 水体对不同波长可见光的吸收作用差别明显, 导致图像

的色彩畸变比较严重。为解决这个问题, 利用灰度世界算法、直方图均衡算法及自动颜色均衡算法等常用的颜色校正算法进行实验, 结果如图 2。

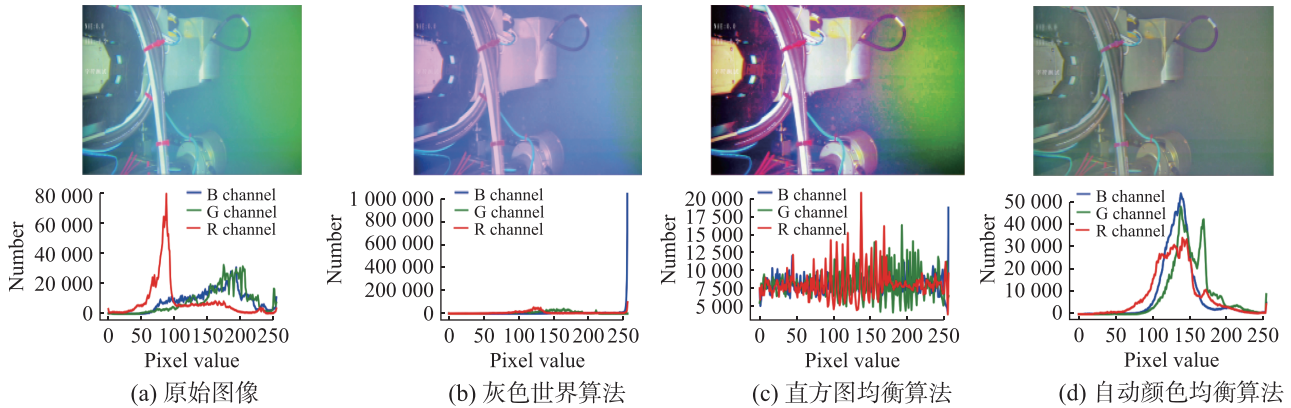


图2 不同算法处理的图像颜色均衡及其直方图

Fig. 2 Color equalization and corresponding histograms of images processed by different algorithms

从图 2 可看出: 灰度世界算法处理后的图像易出现颜色失真; 直方图均衡化后的图像易出现过度渲染; 相比之下, 自动颜色均衡算法处理后的图像 RGB 三通道强度分布更加均匀, 且整体灰度级增强, 能有效纠正颜色偏差, 更符合人的视觉感知。因此, 选择自动颜色均衡算法进行颜色校正。该算法主要由 2 个步骤构成<sup>[10]</sup>。

1) 强度空间调整。调整公式如下。

$$R(x) = \sum_{y \in \Omega \setminus x} \frac{S(I(x) - I(y))}{\|x - y\|}, x \in \Omega \quad (1)$$

式中:  $R(x)$  为经过调整后的像素;  $y \in \Omega \setminus x$ , 表示  $\{y \in \Omega : y \neq x\}$ ;  $\Omega$  为参与运算的像素子集;  $\|x - y\|$  表示像素  $x$  处与像素  $y$  处之间的欧式距离;  $I(x)$ ,  $I(y)$  分别表示退化图像  $I$  在  $x$  处、 $y$  处的像素;  $S \in [-1, 1]$ , 为亮度表现函数, 需为奇函数。  $S$  的函数形式为:

$$S(x) = \begin{cases} -1, & x > K \\ x/K, & -K \leq x \leq K \\ 1, & x < -K \end{cases} \quad (2)$$

式中  $K$  为斜率, 文中设置  $K=20$ 。

2) 动态映射。将  $R(x)$  的取值线性映射到  $[0, 1]$ , 对于彩色图像, 分别对三通道进行单独处理, 再将处理的通道合并, 从而获得增强后的色彩通道  $R_i(x)$ 。

$$R_i(x) = \frac{R(x) - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} \quad (3)$$

式中  $R_{\max}$ ,  $R_{\min}$  分别为  $R(x)$  的最大、最小像素。

1.2 USM 算法的改进

传统 USM 算法首先对输入图像进行平滑处理, 然后与原始图像进行逐像素差值运算, 最后将差值结果与输入图像求和, 以达到提高图像中高频分量、增强图像细节的目的。然而, 该算法会加强图像中

的所有细节,导致强边缘相关的噪声及类似的纹理噪声也被加强,从而降低了图像的信噪比。基于此,对传统 USM 算法进行改进,改进的主要步骤如下。

1) 对输入图像  $I(x,y)$  进行高斯模糊处理,得到 1 个平滑图像  $I_{\text{smooth}}(x,y)$ ; 然后计算输入图像与平滑图像之间的差异,得到 1 个包含输入图像中边缘、轮廓等细节的高频信息图像  $I_{\text{diff}}(x,y)$ , 其表达式如下:

$$I_{\text{diff}}(x,y) = I(x,y) - I_{\text{smooth}}(x,y) \quad (4)$$

2) 根据设定的阈值生成掩膜,将差异值小于阈值的部分设为 1, 否则设为 0。

$$M(x,y) = \begin{cases} 1, & |I_{\text{diff}}(x,y)| < T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $T$  为阈值;  $M$  为掩膜。

3) 将平滑图像与输入图像按照一定的比例进行加权平均,得到 1 个融合的图像  $I_r(x,y)$ :

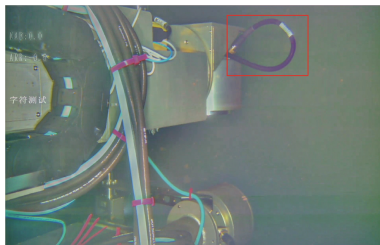
$$I_r(x,y) = I(x,y)(1 + \alpha) - \alpha I_{\text{smooth}}(x,y) \quad (6)$$

式中  $\alpha$  为融合系数, 设为 0.8。

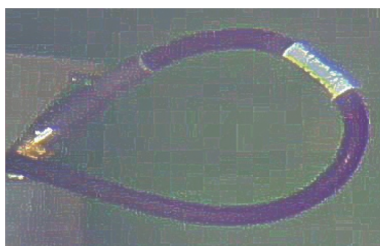
4) 对上述融合结果进行掩膜操作,得到最终的锐化图像  $I_{\text{sharp}}(x,y)$ :

$$I_{\text{sharp}}(x,y) = I(x,y)M + I_r(x,y)(1 - M) \quad (7)$$

图 3(a) 为水下退化图像经颜色校正后的输入图像,利用传统和改进的 USM 算法进行处理,并将图 3(a) 中红色标注的部分进行局部放大,结果如图 3(b), (c)。由图 3 可看出:传统 USM 算法能够增强图像细节,但引入较多噪声,影响图像的清晰度;改进的 USM 算法不仅能够有效锐化细节,同时还避免了噪声的产生。这主要是因为改进的算法结合了阈值处理和选择性锐化操作,从而实现了良好的细节增强效果。



(a) 输入图像



(b) 传统USM算法



(c) 改进的USM算法

图3 USM 算法改进前后的处理效果

Fig. 3 Processing effects before and after USM algorithm improvement

### 1.3 AGCWD 算法的改进

在核电站水下环境中,人工光源照明条件和图像整体亮度的变化往往导致图像对比度降低。AGCWD 算法可用于全局对比度增强<sup>[11]</sup>,同时确保亮度分布的均衡性。原理是:将图像从 RGB 色彩空间转换至 HSV 色彩空间,以便精确处理亮度信息;对图像的 V 通道(亮度通道)进行伽玛校正,以增强图像的对比度并均衡亮度分布;将处理后的图像重新转换至 RGB 色彩空间,以便后续分析和应用。

AGCWD 算法的表达式为:

$$T(l) = l_{\text{max}}(l/l_{\text{max}})^{\gamma} = l_{\text{max}}(l/l_{\text{max}})^{1-p_c(l)} \quad (8)$$

式中:  $T(l)$  为输入图像伽玛校正后的输出灰度值;  $l$ ,  $l_{\text{max}}$  分别为输入图像的灰度值和最大灰度值;  $\gamma$  为伽玛参数;  $p_c(l)$  为图像的累积分布函数,表达式如下。

$$p_c(l) = \sum_{l=0}^{l_{\text{max}}} p_w(l) / \sum_{l=0}^{255} p_w(l) \quad (9)$$

式中  $p_w(l)$  为加权分布函数,可用式 (10) 表示。

$$p_w(l) = p_{\text{max}}(l) \left( \frac{p(l) - p_{\text{min}}(l)}{p_{\text{max}}(l) - p_{\text{min}}(l)} \right)^{\beta} \quad (10)$$

式中:  $p_{\text{max}}(l)$ ,  $p_{\text{min}}(l)$  分别为统计直方图中的最大与最小概率密度;  $\beta$  为调整参数;  $p(l)$  为概率密度函数,表示每个像素的灰度级在图像中出现的概率。

$$p(l) = N_g / O \quad (11)$$

式中:  $N_g$  为具有灰度强度为  $g$  的像素个数;  $O$  为像素总数。

从式 (10) 可知,  $\beta$  越大,图像增强效果越明显。然而,实际应用中  $\beta$  值是固定不变的,若选择的  $\beta$  值比较大,则对局部比较亮的图像易增强过度,致使图像的细节丢失,文献 [12] 中选取经验值  $\beta = 0.5$  就出现了上述情况。为解决这个问题,文中对 AGCWD 算法进行改进,根据图像的亮度自适应地调节  $\beta$  值,定义  $\beta$  如式 (12)。

$$\beta = \frac{h_{\text{max}} - h_{\text{mean}}}{1 + h_{\text{max}}} \quad (12)$$

式中:  $h_{\text{max}}$  为亮度的最大值;  $h_{\text{mean}}$  为亮度的平均值。

根据式 (12) 可知, 改进的 AGCWD 算法中  $\beta$  值能够根据图像亮度的变化自适应地调整。另外, 结合式 (8)~(10) 可知,  $\beta$  值会进行相应的自调整, 从而使图像的像素强度发生相应变化。对于核电站水下图像, 分别利用改进前后的 AGCWD 算法对经颜色校正后的原图进行处理, 效果如图 4。其中, AGCWD 算法在校正图像中设置  $\beta = 0.5$ 。

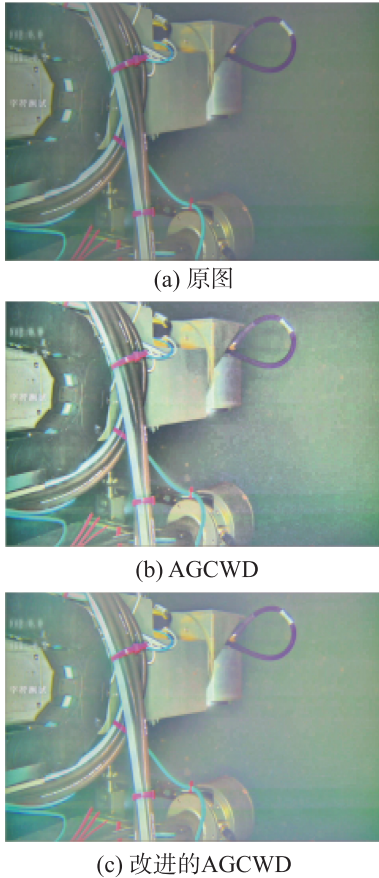


图4 对比度校正的实验结果

Fig. 4 Experimental results of contrast correction

由图 4 可看出: 相比于  $\beta$  值固定不变的 AGCWD 算法, 改进后的 AGCWD 算法根据图像亮度自适应调整值  $\beta$ , 从而能够有效提升图像的对比度。这种改进不仅避免了因亮度过度增强而导致图像细节丢失的问题, 同时还能够抑制噪声的产生。

#### 1.4 多尺度融合算法

多尺度融合算法能够提取多幅图像的优势特征, 并通过精确计算各自权重, 融合出符合人眼或机器视觉感知需求的图像<sup>[13-15]</sup>。文中利用拉普拉斯对比权重、饱和度权重、显著性权重及曝光权重 4 个关键特征来定义输入图像的权重。在对同一幅图像进行颜色校正的基础上, 分别对其进行锐化和对比度增强, 生成 2 幅输入图像, 最后利用权重图进行融合, 使关键像素在融合图像中更突出, 从而实现图像质

量的增强。

1) 拉普拉斯对比权重  $W_1^n$ 。通过计算图像亮度通道的拉普拉斯滤波绝对值, 估计图像的全局对比度, 突出显示图像的边缘和纹理等高频信息。其计算公式为:

$$W_1^n = |F(L)| \quad (13)$$

式中:  $F$  表示拉普拉斯滤波;  $L$  为亮度通道;  $n$  为输入图像的个数。

2) 饱和度权重  $W_2^n$ 。反映颜色的相对明暗程度, 当图像亮度较小时, 颜色会显得灰暗。为了计算饱和度权重, 通常需要将输入的图像从 RGB 空间转换到 HSV 空间, 然后通过 RGB 三通道与亮度通道的标准差得到:

$$W_2^n = \sqrt{\frac{[(R^n - L^n)^2 + (G^n - L^n)^2 + (B^n - L^n)^2]}{3}} \quad (14)$$

3) 显著性权重  $W_3^n$ 。显著图<sup>[16]</sup>可将图像中阴影区域与较亮的区域分开, 文中使用全局对比和颜色空间分布的方法得到显著性权重。其表达式为:

$$W_3^n = (j^n - j_{\text{mean}}^n)^2 + (a^n - a_{\text{mean}}^n)^2 + (b^n - b_{\text{mean}}^n)^2 \quad (15)$$

式中:  $j$  为 Lab 空间中的亮度;  $a, b$  为颜色分量值;  $j_{\text{mean}}^n, a_{\text{mean}}^n, b_{\text{mean}}^n$  分别为  $j^n, a^n, b^n$  的平均值。

4) 曝光权重  $W_4^n$ 。用于评估像素的曝光程度, 当图像的颜色与亮度相同的灰度图差值越大, 说明图像的饱和度越高, 颜色越鲜艳。其表达式为:

$$W_4^n = \exp\left(-\frac{(H^k - H_{\text{max}}^k)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

式中:  $H^k$  为图像某点的颜色饱和度;  $H_{\text{max}}^k$  为图像某点颜色空间的最大饱和度;  $\sigma$  为标准差, 设为 0.25。

5) 归一化权重  $\overline{W}^n$ 。将拉普拉斯对比权重、饱和度权重、显著性权重、曝光权重先求和再进行归一化处理。其表示式为:

$$W^n = W_1^n + W_2^n + W_3^n + W_4^n \quad (17)$$

$$\overline{W}^n = (W^n + \delta) / \left( \sum_{n=1}^I W^n + I\delta \right) \quad (18)$$

式中:  $I$  为参与融合的图像总数;  $\delta$  为小的正则化项, 为确保每个输入对输出都有贡献, 这里设置为 0.1。

图像的权重如图 5。由图 5 可知: 在融合前, 将归一化权重图  $\overline{W}^n$  和待融合的输入图像  $I^e(x)$  分解为高斯金字塔  $G_Z$  和拉普拉斯金字塔  $H_Z$ , 然后逐层进行融合。融合公式如下:

$$A_Z(x) = \sum_{n=1}^N G_Z \{ \overline{W}^n(x) \} H_Z \{ I^e(x) \} \quad (19)$$

式中:  $A_Z(x)$  为融合图像;  $Z$  为融合图像的层数;  $N$  为输入图像的总数。

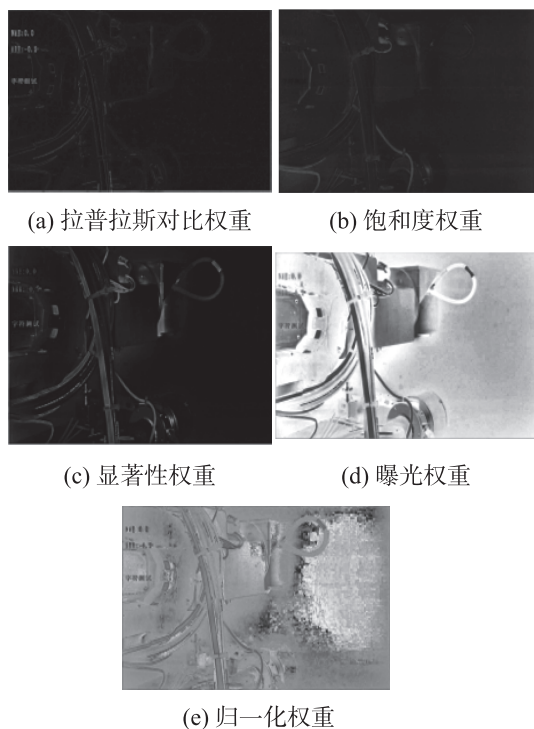


图5 图像的融合权重

Fig. 5 Fusion weight of the image

R2016a 平台上进行, 硬件配置为 Intel(R)Core (TM)i5-12400F(2.50 GHz), 16 GB, 操作系统为 Windows10。使用人工光源辅助拍摄获得核电站水下图像, 根据场景类型抽取 500 幅不同退化特征的图像组成数据集, 命名为 HDZ, 图 6 为数据集的部分实例。从 HDZ 数据集抽取 6 幅不同退化特征的原始图像, 采用综合颜色模型 (integrated color model, ICM)<sup>[17]</sup>、水下光衰减先验 (underwater light attenuation prior, ULAP)<sup>[18]</sup>、两步法 (two-step underwater image enhancement, TWO-STEP)<sup>[19]</sup>、融合增强 (multi-image underwater fusion enhancement, FUSION)<sup>[20]</sup> 和暗通道先验复原 (underwater dark channel prior, UDCP)<sup>[21]</sup> 等 5 种方法与本文方法进行图像增强对比实验。

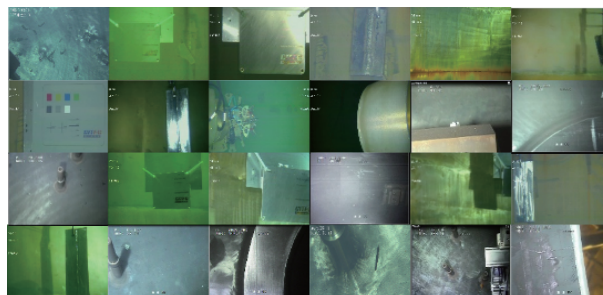


图6 HDZ 部分数据集实例

Fig. 6 Example of HDZ partial data set

## 2 实验与结果分析

为验证提出的核电站水下图像增强方法的有效性, 对其进行图像增强仿真实验, 并利用主观定性与客观定量指标对增强结果进行评估。实验在 Matlab

### 2.1 主观定性评估

6 种方法的图像增强实验结果如图 7。

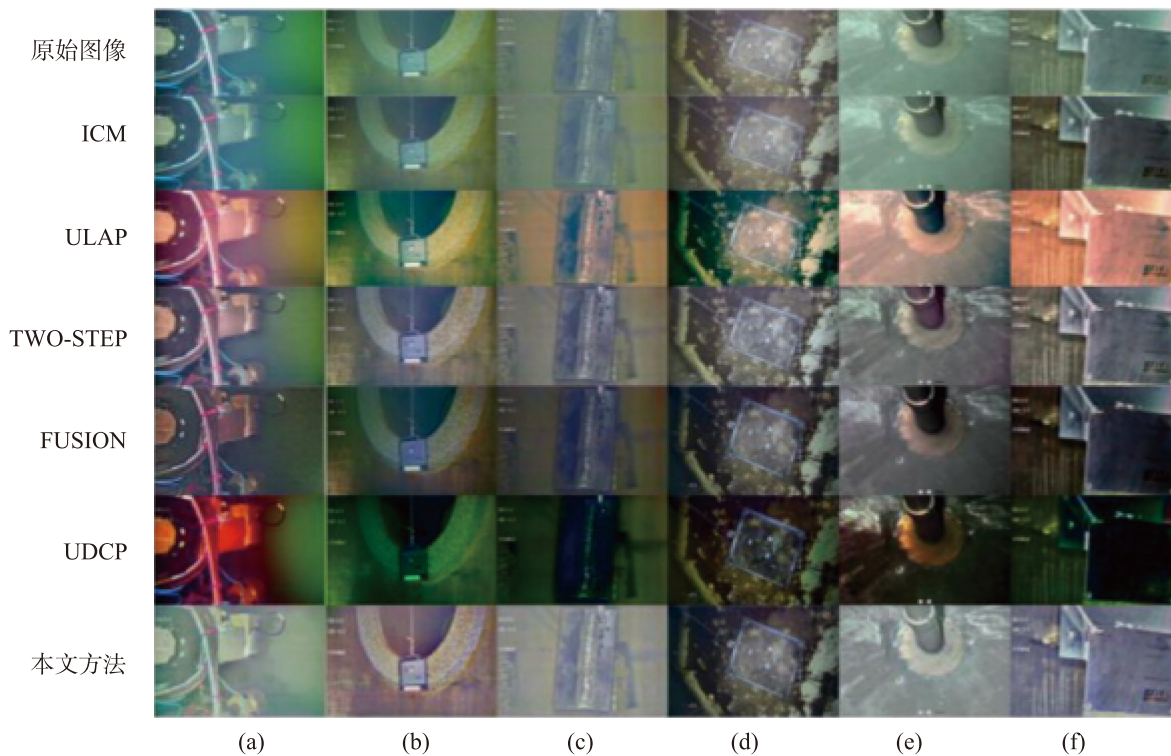


图7 6 种方法图像增强实验结果

Fig. 7 Experimental results of images enhanced by six different methods

由图 7 可看出: ICM 方法具有一定的去雾能力, 能够在一定程度上提高图像的清晰度, 采用 ICM, ULAP, TWO-STEP, FUSION, UDCP 及本文方法增强的图像整体色偏问题并没有得到校正; 使用 ULAP 和 UDCP 方法的图像性能提升有限, UDCP 增强后的图像整体偏深绿色, 背景非常暗; 而 ULAP 增强的图像整体偏红, 颜色失真严重; TWO-STEP 方法增强的 (a) 图像色偏校正效果不明显, 增强的 (d), (e) 图像色偏校正和整体对比度有所提升, 然而亮度效果不够明显; FUSION 方法增强的 (a) 图像颜色失真和伪影比较严重, 整体亮度未得到提高, 且在背景比较暗的区域细节模糊。与其他 5 种方法相比, 本文方法在提高图像的整体亮度和纹理细节的同时, 能够有效去除色偏, 使图像更符合人的视觉效果。

表 1 6 种方法增强图像的 UIQM 评价结果

Tab. 1 UIQM evaluation results of images enhanced by six different methods

方法	图像(a)	图像(b)	图像(c)	图像(d)	图像(e)	图像(f)	均值
原图	-0.402 8	2.135 8	0.384 8	3.337 5	2.624 5	0.334 1	1.402 3
ICM	-0.373 6	2.618 3	0.406 7	3.516 2	2.629 5	1.381 7	1.696 5
ULAP	1.339 9	2.469 8	1.563 2	3.382 7	2.407 5	1.325 5	2.081 4
TWO-STEP	1.475 8	3.514 8	1.404 6	4.310 5	4.153 0	1.720 3	2.763 2
FUSION	0.759 3	3.889 7	1.422 3	<b>4.619 6</b>	4.036 8	1.549 0	2.712 8
UDCP	-0.420 6	3.201 7	1.414 6	4.347 9	3.273 6	1.881 4	2.283 1
本文方法	<b>1.549 3</b>	<b>4.487 1</b>	<b>1.590 7</b>	4.565 2	<b>4.276 6</b>	<b>2.153 1</b>	<b>3.103 7</b>

注:加粗字体为每列最优值。下同。

从表 1 可看出: 与其他 5 种方法相比, 采用本文方法处理 6 幅图像的 UIQM 值, 除对应的 (d) 图接近于 FUSION 方法得到的最高分外, 其他 5 幅图像的得分均为最高。通过计算得知: 本文方法获得的 UIQM 平均值较原始图像提高的幅度最大, 为 121%; ICM, ULAP, TWO-STEP, FUSION, UDCP 方法获得的 UIQM 平均值较原始图像分别提升了 21%, 48%, 97%, 93%, 63%。相比之下, 本文方法在核电站水下图像的颜色校正与对比度调整等方面, 展现出更突出的性能, 能够更有效地改善图像质量。

### 2.2.2 信息熵评价指标

信息熵 ( $E$ ) 代表图像的平均信息量, 其数值越大表示图像包含的信息量越丰富, 纹理细节越清晰。  $E$  可表达为

## 2.2 客观定性评估

### 2.2.1 UIQM 评价指标

Panetta 等<sup>[22]</sup> 提出基于人眼视觉系统激励的无参考水下图像质量评价 (underwater image quality measure, UIQM) 指标。UIQM 是色彩测量 (underwater image colorfulness measure, UICM)、清晰度测量 (underwater image sharpness measure, UISM) 及对比度测量 (underwater image contrast measure, UIConM) 等指标的线性组合。UIQM 的值越大, 表示图像的质量越好。UIQM 可表示为:

$$UIQM = c_1 \times UICM + c_2 \times UISM + c_3 \times UIConM \quad (20)$$

式中  $c_1$ ,  $c_2$  和  $c_3$  为 UIQM 的 3 个系数, 文中使用通用系数, 即  $c_1=0.028 2$ ,  $c_2=0.295 3$ ,  $c_3=3.575 3$ 。利用 UIQM 指标对图 7 中不同方法增强的图像进行评价, 所得结果如表 1。

$$E = - \sum_{u=0}^Q d(u) \log_2 d(u) \quad (21)$$

式中:  $Q$  为灰度级别;  $u$  为灰度值;  $d(u)$  为图像每个像素点的灰度比例。

利用信息熵对图 7 中经过不同方法增强的核电站水下图像进行评价, 所得结果如表 2。从表 2 可看出: 采用本文方法处理的 6 幅图像中, 除 (c) 图没有获得最高分 (与 TWO-STEP 方法得到的最高分接近) 外, 其余 5 幅图像的信息熵均为最高。从数值计算结果知: 本文方法处理图像的信息熵较原始图像提高的幅度最大, 为 9.66%; 而 ICM, ULAP, TWO-STEP, FUSION, UDCP 方法处理图像的信息熵较原始图像分别提高 0.50%, 4.45%, 2.46%, 0.67%, 9.30%。相比之下, 本文方法处理的核电站水下图像清晰度、纹理细节提升更出色。

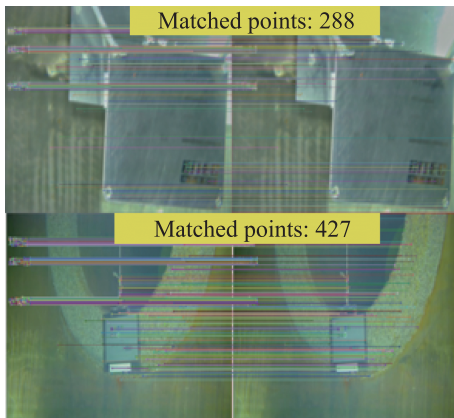
表2 6种方法增强图像的信息熵评价结果

Tab. 2 Information entropy evaluation results of images enhanced by six different methods

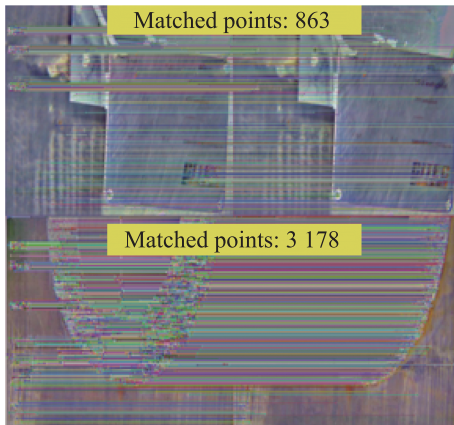
方法	图像(a)	图像(b)	图像(c)	图像(d)	图像(e)	图像(f)	均值
原图	7.294 9	6.954 8	5.939 4	7.175 2	7.004 4	6.681 9	6.841 8
ICM	7.291 8	6.965 1	5.929 3	7.225 8	7.003 7	6.841 6	6.876 2
ULAP	7.359 1	6.419 7	6.824 5	7.509 6	7.540 5	7.222 6	7.146 0
TWO-STEP	7.180 8	6.963 4	<b>6.932 7</b>	7.308 7	6.798 5	6.874 9	7.009 8
FUSION	6.744 7	6.855 7	5.975 4	7.233 0	7.131 3	6.833 7	6.795 6
UDCP	6.920 5	6.074 5	5.581 8	6.719 8	6.625 2	5.311 0	6.205 5
本文方法	<b>7.724 4</b>	<b>7.370 0</b>	6.844 7	<b>7.612 0</b>	<b>7.591 8</b>	<b>7.873 0</b>	<b>7.502 7</b>

### 2.3 局部特征点匹配评估

局部特征点匹配有助于进一步验证本文方法的有效性。使用尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)进行特征点匹配测试评估实验,结果如图8,其中 Matched points 表示特征匹配点数目。从图8可看出:与原始的核电站水下图像相比,利用本文方法增强的图像显著增加了特征点匹配对的数目,大大提高了视觉特征提取和特征匹配的效率。表明本文方法能够为核电站水下设备缺陷的智能检测提供可靠的技术支撑。



(a) 原始图像



(b) 增强图像

图8 特征点匹配测试结果

Fig. 8 Feature matching test results

### 3 结论

针对核电站水下图像退化严重的问题,提出1种基于优势特征融合的水下图像增强方法。在通过自动颜色均衡算法实现原始图像颜色校正的基础上,分别利用改进的USM和AGCWD算法处理图像,得到2幅初步增强的图像,再通过特征优势融合方法进一步提升图像质量。为验证本文方法的有效性,采用本文方法与ICM,ULAP等5种图像处理方法对采集的核电站水下图像进行对比仿真实验,结果表明:经过本文方法处理图像的UIQM和信息熵平均值总体最高,分别为3.103 7,7.502 7,与原始图像相比提升幅度最高,分别为121%和9.66%。此外,局部特征点匹配测试实验显示,本文方法能够极大地增加图像特征点的匹配数目。综合而言,本文方法在提升图像整体亮度、增强纹理细节以及去除色偏方面表现优异。与传统的图像复原方法和机器学习方法相比,本文方法无需构建复杂的先验知识模型,也不依赖于大量样本数据集的支持,具有更高的实用性和灵活性。因此,本文研究可为核电站水下设备缺陷的智能检测提供有效的技术手段。

#### 参考文献:

- [1] 吕健,朱良,毛璋亮,等.核电站水下视频检查摄像头结构改进设计[J].机械工程师,2019(4):19-21.  
LYU J, ZHU L, MAO Z L, et al. Improved design of underwater video inspection camera for nuclear power plant[J]. Mechanical Engineer, 2019(4):19-21.
- [2] 严浙平,曲思瑜,邢文.水下图像增强方法研究综述[J].智能系统学报,2022,17(5):860-873.  
YAN Z P, QU S Y, XING W. An overview of underwater image enhancement methods[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2022, 17(5):860-873.
- [3] LIANG Z, DING X Y, WANG Y F, et al. GUDCP: generalization of underwater dark channel prior for underwater image restoration[J]. IEEE Transactions on

- Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(7): 4879–4884.
- [4] ZHANG X X, XING K X, LIU Q F, et al. Single image reflection removal based on dark channel sparsity prior[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(11):6431–6442.
- [5] 梁秀满, 赵治刚, 于海峰, 等. 基于颜色线模型和多尺度融合的水下图像增强 [J]. 控制与决策, 2025, 40(1): 162–169.  
LIANG X M, ZHAO Z G, YU H F, et al. Underwater image enhancement based on color-line model and multi-scale fusion[J]. Control and Decision, 2025, 40(1):162–169.
- [6] ZHAO W F, RONG S H, LI T Y, et al. Enhancing underwater imagery via latent low-rank decomposition and image fusion[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2023, 48(1):147–159.
- [7] 唐军, 秦艳霞, 林玲, 等. 多尺度融合与细节突显的水下视觉图像增强算法 [J/OL]. 机械科学与技术, (2024–04–01). <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240044>.  
TANG J, QIN Y X, LIN L, et al. Multi-scale fusion and detail highlighting algorithm for underwater visual image enhancement[J/OL]. China Industrial Economics, (2024–04–01). <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240044>.
- [8] LI J, SKINNER K A, EUSTICE R M, et al. Water GAN: unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(1):387–394.
- [9] GUO Y C, LI H Y, ZHUANG P X. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3):862–870.
- [10] GETREUER P. Automatic color enhancement (ACE) and its fast implementation[J]. Image Processing on Line, 2012, 2:266–277.
- [11] HUANG S C, CHENG F C, CHIU Y S. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3):1032–1041.
- [12] HUANG L H, CAO G, YU L F. Efficient contrast enhancement with truncated adaptive gamma correction[C]// 2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics. Datong, China: IEEE, 2016:189–194.
- [13] MOHAN S, SIMON P. Underwater image enhancement based on histogram manipulation and multiscale fusion[J]. Procedia Computer Science, 2020, 171:941–950.
- [14] 胡振宇, 陈琦, 朱大奇. 基于颜色平衡和多尺度融合的水下图像增强 [J]. 光学精密工程, 2022, 30(17):2133.  
HU Z Y, CHEN Q, ZHU D Q. Underwater image enhancement based on color balance and multi-scale fusion[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(17): 2133.
- [15] 伏晓, 卿粼波, 何小海. 基于亮度校正的航拍图像拼接融合算法 [J]. 安徽工业大学学报 (自然科学版), 2019, 36(2):179–184,194.  
FU X, QING L B, HE X H. Stitching fusion algorithm of aerial image based on brightness correction[J]. Journal of Anhui University of Technology (Natural Science), 2019, 36(2):179–184,194.
- [16] KULSHRESHTHA A, DESHPANDE A V, MEHER S K. Time-frequency-tuned salient region detection and segmentation[C]//2013 3rd International Advance Computing. Ghaziabad, India: IEEE, 2013:1080–1085.
- [17] IQBAL K, ROSALINA A S, OSMAN A M, et al. Underwater image enhancement using an integrated colour model[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2007, 34(2):239–244.
- [18] SONG W, WANG Y, HUANG D M, et al. A rapid scene depth estimation model based on underwater light attenuation prior for underwater image restoration[C]// Advances in Multimedia Information Processing–PCM 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018:678–688.
- [19] FU X Y, FAN Z W, LING M, et al. Two-step approach for single underwater image enhancement[C]//2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. Xiamen, China: IEEE, 2017:789–794.
- [20] 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.
- [21] DREWS P Jr, DO NASCIMENTO E, MORAES F, et al. Transmission estimation in underwater single images[C]// 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013:825–830.
- [22] PANETTA K, GAO C, AGAIAN S. Human visual system inspired underwater image quality measures[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(3):541–551.