

文章编号:1000-4653(2024)01-0155-07

# 基于改进多尺度 Retinex 理论的海上图像去雾算法

王宇勃, 甄荣

(集美大学 航海学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:**针对传统去雾算法在海雾环境下处理得到的图像细节丢失、亮度偏暗及色彩失真等问题,提出了一种基于 Retinex 理论的海上图像去雾算法。首先,将图像转换到 HSV 空间,通过改进的多尺度 Retinex 增强算法对 V 通道单独处理获得照射分量。其次,将照射分量经过对数运算获得反射分量,与归一化处理后的 H 和 S 通道合并获得图像基础层。最后,通过引导滤波获得图像细节层,并与基础层合并进行自动白平衡处理,得到最终结果图像。试验证明,与暗通道先验算法及传统多尺度视网膜增强算法相比,提出的算法在标准差、平均梯度、峰值信噪比及结构相似性等评价指标方面均有所提升,海雾图像去雾质量得到有效增强,对提高海雾环境下船舶通航效率具有重要意义。

**关键词:** Retinex 理论; 多尺度 Retinex 增强算法; HSV 空间; 引导滤波; 自动白平衡

**中图分类号:** U6-9 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-4653.2024.01.019

## Marine image dehazing algorithm based on improved Multi-scale Retinex theory

WANG Yubo, ZHEN Rong

(Navigation College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** Conventional dehazing algorithm may cause detail loss, low brightness, and color distortion when it processes a marine image. A dehazing algorithm based on Retinex theory is introduced to solve the problems. The image is transformed into HSV (Hue-Saturation-Value) space before processing. The improved Multi-scale Retinex (MSR) algorithm is used to process V channel and obtain the illumination component. The reflex component is obtained by logarithmic operation. The latter is combined with the normalized H and S channel to obtain the image base layer. The image detail layer is obtained through guided filtering and combined with the base layer for automatic white balance processing to produce final result image. Experiments show that, compared to Dark Channel Prior algorithm and conventional MSR algorithm, the dehazed image produced by the improved MSR is superior in standard deviation, average gradient, peak signal to noise ratio and structural similarity.

**Key words:** Retinex theory; MSR algorithm; HSV space; guided filtering; automatic white balance

海雾往往导致海上能见度降低,影响船舶瞭望、港口与海上视觉监控<sup>[1-2]</sup>、船舶视觉导航<sup>[3]</sup>、船舶目标检测<sup>[4]</sup>,严重时将导致海港封航,大大降低港口通航效率,进而造成较大的经济损失,海雾图像去雾研究对提高海上船舶通航效率具有重要意义。

海雾天气下,大量水滴或冰晶悬浮在空气中对

光线进行折射和散射,光线经过折射和散射后与物体反射光线混合,会造成可见光图像采集设备获得的图像纹理模糊和对比度丢失<sup>[5]</sup>。图像去雾算法从原理上分为两种:基于物理模型的复原去雾算法和基于非物理模型的增强去雾算法。前者通过考虑光的衰减和散射,结合雾的成像原理建立模型。由

收稿日期:2023-01-07

基金项目:国家自然科学基金(52001134);福建省自然科学基金(2020J01661)

作者简介:王宇勃(1999—),男,硕士,研究方向为交通信息工程及控制、图像处理。E-mail: yubo990210@163.com

通信作者:甄荣(1990—),男,博士,副教授,研究方向为海上智能交通。E-mail: zrandsea@163.com

引用格式:王宇勃,甄荣.基于改进多尺度 Retinex 理论的海上图像去雾算法[J].中国航海,2024,47(1):155-161.

WANG Y B, ZHEN R. Marine image dehazing algorithm based on improved Multi-scale Retinex theory[J]. Navigation of China, 2024, 47(1):155-161. (in Chinese)

大气光成像模型和入射光衰减模型构成大气散射模型,分析捕获的图像光线,依据大气光学模型及光的散射作用对成像过程进行建模,从中分解得到去雾图像。其中较为经典的算法是 HE 等<sup>[6]</sup>提出的暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)去雾算法,通过统计分析大量无雾图像和有雾图像的图像特征,提出了暗通道概念,使用暗通道作为先验信息估计大气光和透射率,从而利用雾天成像模型复原图像。在明亮的天空区域下,该算法效果较差,会造成图像严重失真。海上监控画面存在较多的天空区域,因此暗通道先验算法一般不适用于海雾情况。基于非物理模型的去雾算法通过平滑图像中的低频噪声、锐化图像的高频信息改善图像质量,增强图像的视觉效果,从而达到去雾效果。代表算法有 Retinex 理论算法、直方图均衡化算法、小波和曲波变换算法<sup>[7]</sup>等。直方图均衡化算法最为简单,但是产生噪点。小波和同态滤波法依赖于数学基础,不同场景下需要设定不同的参数,且不能单独用于图像去雾。Retinex 理论算法目前最为完善,在去雾和低光照图像增强方面都表现良好。早期的 Retinex 理论算法有单尺度 Retinex 算法(Single Scale Retinex, SSR)<sup>[8]</sup>和多尺度 Retinex 算法(Multi-scale Retinex, MSR)<sup>[9]</sup>。SSR 算法采用单一尺度的高斯环绕函数估计图像光照分量,从而求得反射分量,获得清晰图像。MSR 算法则是将不同尺度的 SSR 算法进行加权平均。SSR 和 MSR 算法均会导致图像色彩失真,因此多尺度 Retinex 色彩恢复(Multi Scale Retinex with Color Restoration, MSR-CR)算法<sup>[10]</sup>被提出,该算法加入色彩恢复因子补偿色彩失真,但会出现负值的像素点。虽然 Retinex 理论算法能够达到增强图像质量的效果,却存在很多不足之处,针对这些不足后续出现了众多改进 Retinex 算法<sup>[11-14]</sup>。但是现有算法在海雾图像去雾效果上仍然存在细节丢失、亮度损失较大和色彩失真等问题,严重制约海上交通视觉监控系统的性能,因此研究高效的海上图像去雾算法势在必行。

本文针对海雾图像天空区域较多、图像边缘模糊、对比度较低等问题,提出了一种改进的 MSR 海雾图像去雾算法。将存在海雾的图像转换到 HSV 空间进行处理,解决图像处理后的色彩失真问题。采用引导滤波<sup>[15]</sup>代替高斯滤波,改进 MSR 算法。运用引导滤波保边平滑的特性,求得海上图像的细节层,用来增加海上图像边缘梯度。运用自动白平衡<sup>[16]</sup>算法,降低了处理后的图像色彩偏差,增强了传统 MSR 算法的去雾效果。

## 1 相关理论

### 1.1 HSV 空间

HSV 空间模型反映了人眼视觉系统感知色彩的方式,用色相(Hue, H)、饱和度(Saturation, S)和明度(Value, V)三种基本分量来表示色彩。色调与光线波长有关,表示一定范围的色彩,如红、绿、蓝等。饱和度表示颜色纯度,饱和度越大,图像颜色越鲜艳。明度表示图像的明亮程度。HSV 空间的特点是 H 和 S 通道与人感受色彩的方式紧密相连, V 通道与图像的色彩信息无关,对 V 通道单独进行增强能起到增强图像不改变图像色彩的作用。传统的 Retinex 理论算法直接对 RGB(Red, Green, Blue)图像进行处理,破坏了三颜色通道间的相互关系,导致图像失真。在处理海雾图像时,本文提出的算法仅对明度分量进行增强处理,有利于在图像处理过程中保持色彩信息。RGB 和 HSV 之间的转换公式为

$$H = \begin{cases} 60^\circ \times [(G - B)/C \bmod 6] & , \max(R, G, B) = R \\ 60^\circ \times [(B - R)/C + 2] & , \max(R, G, B) = G \\ 60^\circ \times [(R - G)/C + 4] & , \max(R, G, B) = B \\ 0^\circ & , C = 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} 0 & , V = 0 \\ C/V & , V \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$V = \max(R, G, B) \quad (3)$$

式中:  $R, G, B$  分别表示 RGB 空间中三通道各个像素点的值;  $\max(R, G, B)$  和  $\min(R, G, B)$  分别表示 RGB 三通道中的最大值和最小值;  $C = \max(R, G, B) - \min(R, G, B)$ 。

### 1.2 Retinex 理论

“Retinex”一词是“视网膜(Retina)”和“大脑皮层(Cortex)”的合成词缩写,因此 Retinex 理论又被称为视网膜大脑皮层理论。Retinex 理论去雾算法基于图像的照度-反射模型,通过去除或降低估计得到的原图照射分量,来获得图像的反射分量,从而得到清晰图像。其数学表达式为

$$S(x, y) = R(x, y) \cdot I(x, y) \quad (4)$$

式中:  $x$  和  $y$  表示像素点的坐标;  $S(x, y)$  表示初始图像;  $I(x, y)$  表示图像照射分量;  $R(x, y)$  表示图像反射分量。

如图 1 所示, Retinex 理论认为成像设备获取的图像由大气光照射光线和物体反射光线组成, 图像反射分量为物体自身的固有特征, 不受大气光照射分量的影响。

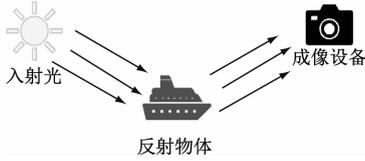


图1 Retinex 理论成像模型

Fig.1 Retinex theoretical imaging model

将式(4)两边取对数得

$$\lg[S(x,y)] = \lg[I(x,y)] + \lg[R(x,y)] \quad (5)$$

对式(5)进行简单变形,得到图像反射分量

$$\lg[R(x,y)] = \lg[S(x,y)] - \lg[I(x,y)] \quad (6)$$

图像反射分量即为所求增强后的图像,Retinex

理论的基本流程如图2所示。

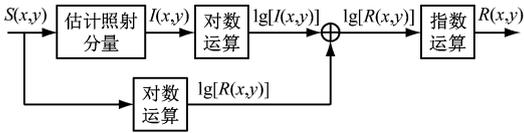


图2 Retinex 理论基本流程

Fig.2 Basic flow of Retinex theory

### 1.3 引导滤波

引导滤波是一种显式图像滤波器,由局部线性模型导出,引导滤波通过考虑引导图像的内容特征来计算滤波输出图像,其中引导图像可以是图像本身或者其他不同图像。引导图像和输出图像在局部窗口中成线性关系,表达式为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (7)$$

式中: $q_i$ 表示输出图像; $I_i$ 表示引导图像; $a_k$ 和 $b_k$ 表示窗口位于 $k$ 时线性函数的系数; $\omega_k$ 表示半径为 $r$ 的局部矩形窗口。对式(7)两端求梯度得

$$\nabla q = a \nabla I \quad (8)$$

式中: $\nabla$ 表示梯度算子, $a$ 为线性系数。输出图像 $q$ 将获得与引导图像 $I$ 相似的梯度,因此引导滤波具有保边特性。

在保持局部线性模型的同时,最小化输入图像 $p$ 和输出图像 $q$ 的差异,最小化的成本函数 $E(a_k, b_k)$

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (9)$$

运用最小二乘法求解得

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (10)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (11)$$

式中: $\varepsilon$ 为控制滤波效果的重要参数,且能防止 $a_k$ 过大; $\mu_k$ 和 $\sigma_k^2$ 分别表示引导图像窗口部分的均值和方差; $|\omega|$ 表示窗口部分图像的像素数; $\bar{p}_k$ 表示输入图像 $p$ 窗口部分的均值; $p_i$ 为输入图像的图像数值。本文使用的引导图像 $I$ 等于输入图像 $p$ ,则式

(10)、(11)可简化为

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (12)$$

$$b_k = (1 - a_k) \mu_k \quad (13)$$

当窗口位于图像边缘区域时, $\sigma_k^2$ 远大于 $\varepsilon$ ,此时, $a_k \approx 1, b_k \approx 0, q \approx I$ ;当窗口位于图像非边缘区域时, $\sigma_k^2$ 远小于 $\varepsilon$ ,此时, $a_k \approx 0, b_k \approx \mu_k, q \approx \mu_k, \mu_k$ 即像素均值。因此,引导滤波结果边缘部分得以保留,其他部分均值平滑,达到保持边缘、平滑降噪的效果。

## 2 基于 Retinex 理论的去雾算法

### 2.1 算法具体步骤

针对传统 Retinex 理论算法的缺点,结合 HSV 空间和引导滤波等对 MSR 算法进行融合改进,提出新的去雾算法。算法流程如图3所示,具体步骤如下:

- 1) 将初始图像转换到 HSV 空间,同时运用引导滤波处理原图像,获得图像细节层。
- 2) 使用改进的 MSR 算法对 V 通道单独进行处理,估计 V 通道照射分量,从而获得反射分量。
- 3) 将 H 和 S 通道进行归一化处理与 V 通道反射分量合并转换到 RGB 空间,得到图像基础层。
- 4) 将图像基础层与图像细节层合并,进行自动白平衡处理得到输出图像。

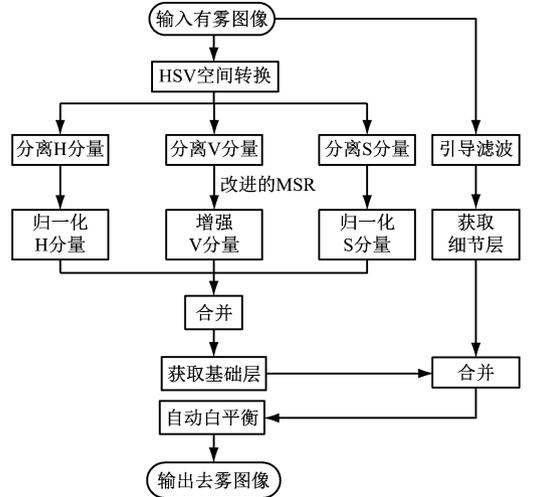


图3 本文算法流程

Fig.3 Flow of the algorithm in this paper

### 2.2 改进的 MSR 算法

传统的 MSR 算法通常认为光照具有均匀性,于是采用高斯滤波估计照射分量。但实际情况并非如此,处理结果会丢失图像结构信息,破坏图像边缘。引导滤波具有保持边缘、平滑降噪的作用,因此本文采用引导滤波代替高斯滤波。改进的 MSR 算法步

骤如下:

1) 设置不同尺度的引导滤波为中心环绕函数,使用输入图像作为引导图像。

2) 求不同尺度的 Retinex 增强结果  $R_n(x, y)$ 。

$$R_n(x, y) = \lg[S_n(x, y)] - \lg[g_n(x, y) * S_n(x, y)] \quad (14)$$

式中: \* 表示卷积符号;  $n$  为尺度序号;  $g_n(x, y)$  为引导滤波;  $g_n(x, y) * S_n(x, y)$  表示求得的照射分量。

3) 对不同尺度的增强结果进行加权平均, 计算公式为

$$R(x, y) = \sum_{n=1}^N w_n R_n(x, y) \quad (15)$$

式中,  $w_n$  表示不同尺度的权重因子。

4) 将  $R(x, y)$  量化得到反射分量  $R(x, y)$ 。

### 2.3 归一化处理

为避免处理后的图像像素值大于 255, 通过归一化去除处理结果中的加性分量, 归一化不会改变图像本身的信息存储。同时对 H 通道和 S 通道进行归一化处理, 保持三通道像素分布值一致。本文采用 mapminmax 函数  $y$  进行归一化处理, 公式为

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min}) \times (x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} + y_{\min} \quad (16)$$

式中:  $x$  为预处理数据;  $x_{\max}$  和  $x_{\min}$  分别为预处理数据的最大值和最小值;  $y_{\min}$  和  $y_{\max}$  分别为设置的期望最小值和最大值。

### 2.4 图像合并

对初始图像进行引导滤波得到保持边缘的平滑图像, 再由初始图像减去平滑图像得到图像细节层, 公式为

$$q_d(x, y) = S(x, y) - g(x, y) * S(x, y) \quad (17)$$

式中:  $q_d(x, y)$  为图像细节层。得到的细节层与基础层进行线性合并获取去雾图像, 计算公式为

$$S_d(x, y) = R_b(x, y) + \alpha \times q_d(x, y) \quad (18)$$

式中:  $S_d(x, y)$  为合并图像;  $R_b(x, y)$  为去雾后的基础层;  $\alpha$  为调节权重占比的参数, 可调节去雾基础层与细节层之间的权重,  $\alpha$  通常取值 2 ~ 5。

### 2.5 色彩校正

不同场景光源拍摄到的图像呈现出不同的颜色, 海上场景拍摄的图像色彩偏蓝, 且经过去雾处理后, 色彩会发生变化。因此, 可以运用基于动态阈值的白平衡算法还原物体本来的色彩, 通过白点调整和白点检测对图像进行颜色校正。

## 3 试验结果与分析

### 3.1 评价指标

本文用到的评价指标有: 标准差、平均梯度、峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 及结构

相似性 (Structural Similarity, SSIM)。

标准差是指图像像素灰度值相对于均值的离散程度。标准差越大, 表明图像中的灰度值分布越分散, 图像质量也就越好。

平均梯度指的是图像边缘的灰度值变化率, 其大小反映了图像的清晰度和纹理变化, 平均梯度越大, 图像边缘越明显, 图像越清晰。

峰值信噪比是表示信号可能的最大功率与影响信号精度的破坏性噪声功率的比值。在图像处理中用来衡量图像失真大小, PSNR 越大, 图像失真度越低, 去雾效果越好。

结构相似性可以衡量图片的失真程度。SSIM 是一个 0 和 1 之间的数, 越大表示输出图像和无失真图像的差距越小, 即图像质量越好。

### 3.2 算法验证

为了验证本文提出算法的有效性, 通过 MATLAB R2022b 软件进行试验。试验数据集由人工拍摄及互联网收集的天然海雾图像和人造海雾图像组成。采用本文算法对 4 幅海雾图像进行去雾, 通过分析海雾图像和去雾图像的标准差和平均梯度的平均值大小来确定本文算法的有效性。海雾图像如图 4 所示, 去雾图像如图 5 所示。



图 4 海雾图像

Fig. 4 Sea fog image



图 5 去雾图像

Fig. 5 Dehazing image

表 1 为海雾图像和去雾图像标准差和平均梯度的平均值,可以看出去雾图像的标准差和平均梯度平均值均大于海雾图像,说明本文算法能够有效增强图像质量。

表 1 算法验证结果

Tab. 1 Algorithm verification results

图像类型	标准差	平均梯度
海雾图像	30.66	1.38
去雾图像	48.09	4.04

### 3.3 对比试验

为了验证本文算法的优势,从主观评价和客观评价两个方面对试验结果进行分析。将试验结果与原始图像、DCP 算法和传统 MSR 算法进行对比,验证了本文算法的优势。

#### 3.3.1 主观评价

本文对 4 种不同海上场景的图像进行试验处理,分别对 4 幅图片进行 MSR 算法去雾、DCP 算法去雾和本文算法去雾,观察去雾结果。

图 6(a)为 4 幅初始海雾图像。第 1 幅图像为

人工合成海雾图像,包含大面积海面区域和岛屿。后 3 幅图像为天然海雾图像,其中,第 2 幅图像为港口海雾图像,第 3 幅和第 4 幅图像为包含较多天空区域和海面区域的海雾图像,图像细节信息较多。图 6(b)为经过 MSR 算法处理后的图像,MSR 算法处理后,图像色彩失真,整体亮度偏低,天空区域亮度损失较大。图 6(c)为经过 DCP 算法处理后的图像,DCP 算法对图像的非天空区域处理效果较好,但是图像天空区域色彩严重失真,天空区域出现光环效应,海面区域细节严重丢失。图 6(d)为经过本文算法处理后的图像,图像边缘轮廓明显,图像细节信息得到增强,色彩恢复较好,饱和度明显,图像亮度得到提升,整体效果较好。其中,第 1 幅图像中船舶和岛屿边缘轮廓明显,海面色彩真实,图像整体亮度较好;第 2 幅图像中港口细节信息得到较好增强,天空区域亮度得到提升且未出现光环效应;第 3 幅和第 4 幅图像整体亮度较其他算法得到提升,天空区域和海面没有出现较为严重的失真现象,图像质量得到明显增强。

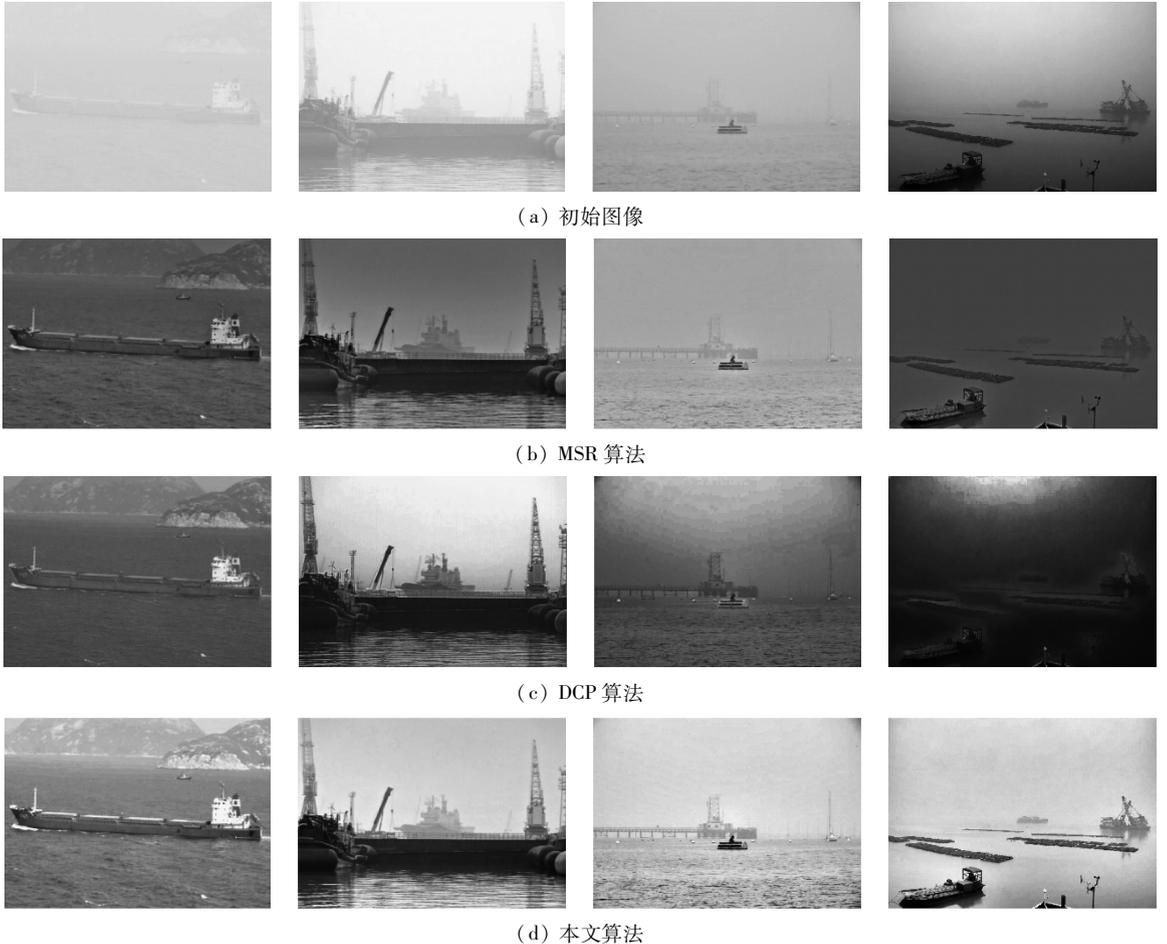


图 6 不同算法图像去雾效果

Fig. 6 Image dehazing effect of different algorithms

根据对4种不同海上场景去雾图像的试验验证,从主观评价角度来看,本文所提算法与其他算法相比,优势显而易见。

### 3.3.2 客观评价

主观评价会受外界因素影响,不同场景、不同图像的评价标准有所不同。因此,采取客观评价进一步补充验证本文算法的有效性。

对图6中4种不同海上场景的图像进行客观评价测试,场景1的评价结果见表2。从表2可以看出,本文算法与原图、暗通道先验算法和MSR算法相比,处理后图像指标有所提升。图像标准差最大,说明本文算法处理后的图像灰度级最分散,图像质量最好。平均梯度最大,说明本文算法处理后的图像边缘轮廓最为明显,图像清晰度最高。PSNR和SSIM最大,说明本文算法处理后的图像失真最小,图像细节信息保存最好。

表2 场景1客观评价结果

Tab.2 Objective evaluation results in scenario 1

算法	标准差	平均梯度	PSNR	SSIM
原图	4.17	0.32	—	—
MSR	16.41	2.54	16.26	0.72
DCP	24.33	2.65	20.21	0.70
本文算法	33.88	3.69	21.58	0.72

对场景2进行客观评价测试,结果见表3。从表3可以看出,MSR算法对标准差的增强效果不是很明显。DCP算法对标准差和平均梯度的增强略低于本文算法,优于MSR算法。但DCP算法的PSNR、SSIM指标较小,表示图像失真较大。因此本文算法在场景2总体效果最优。

表3 场景2客观评价结果

Tab.3 Objective evaluation results in scenario 2

算法	标准差	平均梯度	PSNR	SSIM
原图	26.56	1.43	—	—
MSR	38.97	4.46	7.63	0.73
DCP	69.50	6.28	9.17	0.67
本文算法	69.97	6.37	10.41	0.75

对场景3和场景4进行客观评价测试,结果见表4和表5。场景3和场景4为具有较大天空区域的海雾图像,MSR算法的标准差和平均梯度最小,但失真程度较小。DCP算法的标准差略优于本文算法,平均梯度劣于本文算法,但PSNR和SSIM较本文算法明显降低,表明DCP算法在场景3和场景

4失真较为严重。本文算法对图像各指标均有所提升,且失真最小,因此在场景3和场景4效果最优。

表4 场景3客观评价结果

Tab.4 Objective evaluation results in scenario 3

算法	标准差	平均梯度	PSNR	SSIM
原图	12.86	0.76	—	—
MSR	9.67	1.61	21.62	0.96
DCP	34.56	2.13	10.76	0.84
本文算法	24.59	3.27	21.69	0.96

表5 场景4客观评价结果

Tab.5 Objective evaluation results in scenario 4

算法	标准差	平均梯度	PSNR	SSIM
原图	58.42	0.89	—	—
MSR	11.71	0.71	10.27	0.88
DCP	43.10	2.10	7.44	0.60
本文	42.40	2.16	11.39	0.90

### 3.3 消融试验

为了验证本文提出的HSV空间转换和改进的MSR算法在去雾中的有效性,对不同的模块进行消融试验。其他试验细节不变,对同一图像进行去雾,方法1为在RGB空间中运用改进MSR算法进行去雾,方法2为在HSV空间中运用传统MSR算法进行去雾。最终结果见表6。

表6 不同模块对算法的影响

Tab.6 The influence of different modules on the algorithm

方法	标准差	平均梯度	PSNR	SSIM
原图	12.86	0.76	—	—
方法1	13.19	2.31	18.61	0.91
方法2	17.38	2.96	19.77	0.87
本文算法	24.59	3.27	21.69	0.96

从表6可以看出,方法1和方法2相对于原图评价指标都得到提升,且本文算法的评价指标最优,表明本文改进的MSR算法和色彩空间转换均对去雾效果起到了提升作用。

## 4 结论

海雾现象严重影响海上船舶正常航行,现有的去雾算法虽然能起到图像增强效果,但去雾后的图像存在细节丢失、亮度偏暗、色彩失真等问题。为解决这一系列问题,本文提出了一种基于Retinex理论的去雾算法,首先将图像转换HSV空间,对V通道

进行单独处理,防止图像色彩失真严重;运用引导滤波求得图像细节层并改进 MSR 算法估计反射分量,再对 H 和 S 通道进行归一化处理,与 V 通道反射分量构成图像基础层;将基础层与细节层合并,进行自动白平衡得到最终结果图像。试验结果表明,本文算法能够有效去除海雾,增强图像细节信息,提高图像亮度,并校正图像色彩。处理后的图像标准差、平均梯度、PSNR 及 SSIM 等客观指标均有所提升,表明本文算法具有一定先进性。但本文所提算法仅对图像进行了增强,后续可结合图像复原得到效果更好的去雾图像。

### 参 考 文 献

- [1] HU H M, GUO Q, ZHENG J, et al. Single image defogging based on illumination decomposition for visual maritime surveillance[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(6): 2882-2897.
- [2] FEFILATYEV S, GOLDFOF D, SHREVE M, et al. Detection and tracking of ships in open sea with rapidly moving buoy-mounted camera system [J]. Ocean Engineering, 2012, 54: 1-12.
- [3] 高志远,詹文强,元海文. 面向无人船的天空区域检测算法[J]. 中国航海, 2021, 44(4): 101-106.  
GAO Z Y, ZHAN W Q, YUAN H W. Sky area detection algorithm for USV[J]. Navigation of China, 2021, 44(4): 101-106. (in Chinese)
- [4] 王炳德,杨柳涛. 基于 YOLOv3 的船舶目标检测算法[J]. 中国航海, 2020, 43(1): 67-72.  
WANG B D, YANG L T. Ship target detection algorithm based on YOLOv3[J]. Navigation of China, 2020, 43(1): 67-72. (in Chinese)
- [5] 郑凤仙,王夏黎,何丹丹,等. 单幅图像去雾算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(3): 1-14.  
ZHENG F X, WANG X L, HE D D, et al. Survey of single image defogging algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(3): 1-14. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] 杨哲,邵哲平. 基于自适应小波阈值与曲波变换的 SAR 图像去噪[J]. 中国航海, 2020, 43(4): 46-51.  
YANG Z, SHAO Z P. SAR image denoising based on adaptive wavelet threshold and curvelet transform[J]. Navigation of China, 2020, 43(4): 46-51. (in Chinese)
- [8] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [9] RAHMAN Z, JOBSON D J, WOODDELL G A. Multi-scale Retinex for color image enhancement [C] // Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing. Lausanne:IEEE, 1996.
- [10] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976.
- [11] XU J, HOU Y K, REN D W, et al. STAR: a structure and texture aware Retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 5022-5037.
- [12] 史瑞雪. 基于 Retinex 理论的雾霾天气图像增强算法研究[D]. 太原:太原理工大学, 2021.  
SHI R X. Research on image enhancement algorithm of haze weather based on Retinex theory [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [13] 张航璞,王雪琦,王华英,等. 基于明度分量的 Retinex-Net 图像增强改进方法[J]. 物理学报, 2022, 71(11): 101-109.  
ZHANG H Y, WANG X Q, WANG H Y, et al. Advanced Retinex-Net image enhancement method based on value component processing [J]. Acta Physica Sinica, 2022, 71(11): 101-109. (in Chinese)
- [14] 陈文艺,杨承勋,杨辉. 引导滤波和对数变换算法融合的多尺度 Retinex 红外图像增强[J]. 红外技术, 2022, 44(4): 397-403.  
CHEN W Y, YANG C X, YANG H. Multi-scale Retinex infrared image enhancement based on the fusion of guided filtering and logarithmic transformation algorithm[J]. Infrared Technology, 2022, 44(4): 397-403. (in Chinese)
- [15] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [16] 陶冶,许文海,徐鲁强,等. 基于人工欠曝光融合和白平衡技术的水下图像增强算法[J]. 计算机应用, 2021, 41(12): 3672-3679.  
TAO Y, XU W H, XU L Q, et al. Underwater image enhancement algorithm based on artificial under-exposure fusion and white-balancing technique [J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(12): 3672-3679. (in Chinese)