

基于对比度增强的海上拖轮航行场景图像去雾算法

何红坤^{1*}, 沈正澍¹, 黄大志¹, 梁曦², 彭婷玉¹, 肖一¹

(1. 江苏海洋大学 海洋工程学院, 江苏 连云港 222005;

2. 连云港鸿云实业有限公司, 江苏 连云港 222046)

摘要:针对大面积海天区域的海上拖轮航行场景图像在去雾后存在的细节丢失、亮度偏暗和色彩失真等问题,提出了一种基于对比度增强的去雾算法。首先利用四叉树分割法对大气光取值进行优化,通过寻找局部像素方差最小的区域,以精确定位大气光源。接着利用均方误差对比度保留图像的细节,结合构建的对比度成本函数和信息损失函数,设计整体成本函数以找到最佳透射率,增强对比度,使天空区域更加细腻、鲜明。再利用快速引导滤波对透射率进行细化,消除块状伪影,保证图像的真实性。最后采用自适应直方图均衡算法,保留更多天空区域对比度信息,有效防止海天相依图像中出现天空或海面过曝或偏暗的现象。试验表明,与对比度增强算法(OCE)相比,应用所提算法去雾后的图像在结构相似度、峰值信噪比、均方误差等指标上分别平均提升了15.94%、11.46%、25.82%,有效避免了天空区域出现色偏和光晕现象,并解决了海天交界处边界不明显的问题,去雾速度也达到了实时性要求,能够还原真实的海上拖轮航行环境。

关键词:对比度增强;四叉树分割法;自适应;快速引导滤波;均方误差对比度

中图分类号:TP391.41;U674.181

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.018

Contrast enhancement based dehazing algorithm for offshore tugboat sailing scene images

HE Hongkun^{1*}, SHEN Zhengshu¹, HUANG Dazhi¹, LIANG Xi², PENG Tingyu¹, XIAO Yi¹

(1. College of Ocean Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;

2. Lianyungang Hongyun Industrial Co., Ltd, Lianyungang 222046, China)

Abstract: This paper presents a contrast-enhancement-based dehazing algorithm to address detail loss, dim brightness, and color distortion in dehazed images of offshore tugboat sailing scenes with large sea-sky regions. First, atmospheric light estimation is optimized using quadtree segmentation to locate the light source in regions with minimal local pixel variance. Then, mean squared error contrast preserves image details, and a contrast overall cost function combined with an information loss function is used to find optimal transmission, enhancing contrast and making the sky region clearer. A fast guided filter further refines the transmission map, reducing block artifacts and maintaining real-time performance while restoring image authenticity. Finally, adaptive histogram equalization preserves contrast information in the sky, avoiding over-bright or over-dark areas. Experiments show that the image obtained using the proposed algorithm improves structural similarity, peak signal-to-noise ratio, and mean squared error by 15.94%, 11.46%, and 25.82%, respectively, compared with the OCE method, while preventing color cast and halo effects, enhancing sea-sky boundary clarity, and meeting real-time requirements for restoring a realistic maritime environment.

Key words: contrast enhancement; quadtree division method; adaptive; fast guided filtering; mean square error contrast

收稿日期:2025-03-29

基金项目:江苏省产学研合作项目(BY20230359);连云港市科技成果转化专项资金项目(CZ202302)资助

作者简介:何红坤(1988—),男,博士,研究方向为无人艇运动控制、视觉伺服、计算机视觉。*通信作者:hehongkun4@126.com

引用格式:何红坤,沈正澍,黄大志,等.基于对比度增强的海上拖轮航行场景图像去雾算法[J].中国航海,2026,49(1):177-188.

HE H K, SHEN Z S, HUANG D Z, et al. Contrast enhancement based dehazing algorithm for offshore tugboat sailing scene images[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 177-188. (in Chinese)

随着图像处理和计算机视觉技术的快速发展,智能感知技术在海上航行中的重要性日益凸显^[1]。作为海上运输的重要辅助力量,拖轮的航行环境复杂多变,这对其安全性和工作效率提出了更高要求^[2]。在雾、雨、雪等恶劣天气条件下,能见度降低严重威胁拖轮的航行安全,增加了海上交通事故的风险^[3]。因此,提升拖轮在复杂环境下的感知能力对于保障海上交通顺畅和预防碰撞事故至关重要。图像去雾作为提升拖轮视觉感知能力的关键技术之一,能够有效缓解因雾霾等恶劣天气导致的图像质量下降问题^[4]。通过清除图像中的雾气,增强图像的对比度和清晰度,去雾技术帮助拖轮操作人员在低能见度条件下更好地观察周围环境,提升对潜在危险的识别能力。目前,已有许多研究将去雾算法用于户外环境、陆地雨天和车辆驾驶视角的去雾任务,但针对拖轮图像的雾算法研究仍相对较少^[5]。

ABDULLAH-AL-WADUD等^[6]提出了一种直方图均衡化(Histogram Equalization, HE)算法,该算法能够提高灰度图像的清晰度,但作为全局处理算法,可能会导致局部细节的丢失,去雾效果不自然。BUZULOIU等^[7]提出了自适应直方图均衡(Adaptive Histogram Equalization, AHE)算法,作为HE算法的改进形式,能够根据图像的局部特征进行均衡化,从而更好地保留局部细节和结构。然而,该算法需要计算每个像素周围的直方图和累积分布函数,计算复杂度较高,影响实时去雾处理的效率。REZA^[8]提出了限制对比度自适应直方图均衡化(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)算法,该算法在进行直方图均衡化时降低了对比度处理的时间复杂度,避免过度增强局部对比度。尽管CLAHE算法有限制对比度的效果,但对海天区域的增强会导致整体图像色彩偏白。HE等^[9]基于对大量清晰室外图像的分析,提出了暗通道先验理论。他们发现,在无雾环境中,每个小区域至少有一个颜色通道的像素强度极低,接近零。基于这一现象,他们提出了一种暗通道先验去雾(Dark Channel Prior, DCP)算法,通过大气散射模型,逆向恢复图像的原始景象,特别适用于非天空区域。然而,当图像中包含大量白色区域或天空区域时,去雾后的图像出现了色斑和光晕现象。FAT-TAL^[10]提出了单幅图像去雾(Single Image Dehazing, SID)算法,根据区域特征有效去除雾霾,提升视觉质量。尽管这一改进增强了去雾效果,但在处理大面积海天交界区域时,常出现明显噪点。WANG

等^[11]提出了多尺度深度融合单幅图像去雾(Multi-scale Depth Fusion, MDF)算法,通过多尺度深度信息提升图像可见度,减少海上反射光对大气光的影响。但该算法忽略了海天交界区域的细节处理,导致复原图像的海天边界不清晰。KIM等^[12]提出了对比度增强(Optimized Contrast Enhancement, OCE)算法,通过优化对比度处理天空区域图像,恢复原始颜色。海上拖轮航行场景图像包含大面积的海天区域,由于海面因光照影响而呈现明暗不均,因此这些区域在去雾过程中需特别处理,以避免过度处理导致曝光画面偏白。

近年来,基于深度学习的去雾算法(如DehazeNet^[13]、FFA-Net^[14])通过端到端训练实现了高效去雾,但其依赖大规模标注数据且模型复杂度较高,难以直接应用于资源受限的拖轮航行环境。

上述研究虽然在海上图像处理方面取得了一定的成果,但仍未考虑到大面积海天区域去雾效果不佳、海天交界处区分不明显以及去雾后图像出现颜色不自然的情况,这直接影响去雾图像质量和海上拖轮航行安全。对比深度学习算法,本文算法在保证效果的同时,无需训练数据且计算复杂度低,更适合实际部署。因此,本文针对海上拖轮雾霾图像存在大面积海天区域和海天相依的特点,提出了一种名为增强局部对比度(Local Enhancement Contrast, LEC)的海上拖轮航行场景图像去雾算法。该算法将拖轮视角图像去雾问题分解为四个相对简单的过程:大气光值估计、最佳透射率估计、快速引导滤波和CLAHE算法增强,并结合图像质量评价指标验证了算法的有效性和实时性。本文所提出的海上拖轮航行场景图像去雾环境感知方案,对提升拖轮雾天环境的智能感知能力具有重要意义。

1 相关原理

1.1 大气散射模型

McCartney最初提出的大气散射模型^[15]是描述雾天条件下图像质量下降的经典模型,主要包括两个部分:光传输衰减模型和环境光强度模型。其中,光传输衰减模型阐述了目标物体发射的光在到达观察者过程中减弱的情况,而环境光强度模型则描述了空气中悬浮粒子对观察点接收到的光亮度的影响。后来,Narasimhan和Nayar提出了该模型的改进版^[16],其表达式为

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (1)$$

式中: x 表示图像中像素点的位置; $J(x) = (J_r(x), J_g(x), J_b(x))^T$ 表示在像素点 x 处的原始颜色;

$I(x) = (I_r(x), I_g(x), I_b(x))^T$ 表示在像素点 x 处观测到的颜色; $A = (A_r, A_g, A_b)^T$ 表示全局大气光值,即大气环境光; $t(x)$ 表示像素点 x 处的透射率。由于光线在传播过程中受到散射和衰减的影响,透射率与场景深度成反比,其表达式为

$$t(x) = e^{-\rho d(x)} \quad (2)$$

式中: $d(x)$ 是场景深度,表示光源到像素点 x 的距离; ρ 是大气散射系数,表示大气中悬浮粒子对光的散射强度。根据上述公式,如果能够准确计算大气光值 A 和透射率 $t(x)$,就可以通过有雾图像得到相应的去雾图像。

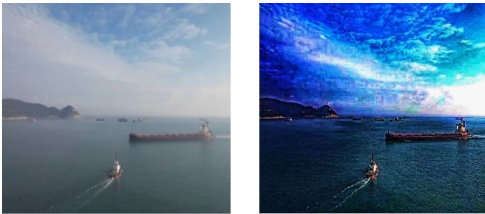
1.2 OCE 算法及其局限性

OCE 算法基于直方图均衡化方法,通过动态调整局部对比度权重,优化雾天图像的可见性。其核心思想是通过最大化图像块的对比度差异,增强雾气遮蔽区域的细节信息。具体而言,OCE 算法将图像划分为多个子区域,并在每个区域内定义对比度增强函数,表达式为

$$C_{\text{OCE}} = \sum_{c \in \{r, g, b\}} \sum_{x \in B} \left(\frac{I_c(x) - \mu_c}{\sigma_c + \varepsilon} \right)^2 \quad (3)$$

式中: $I_c(x)$ 为像素点 x 在颜色通道 c 的强度值; μ_c 和 σ_c 分别为通道 c 的均值和标准差; ε 为平滑系数。通过迭代优化 C_{OCE} , OCE 算法能够有效增强天空区域的对比度,并抑制过度增强导致的噪声放大问题。

由于 OCE 算法未考虑海面反射光的动态特性, OCE 在处理大面积海天相依区域(图 1)时,透射率估计易受海面高亮像素干扰,导致边界区域出现色彩失真与伪影(如图 1(b)所示)。OCE 算法依赖固定尺寸的图像分块策略,难以适应海上拖轮图像中复杂的光照变化,尤其在低对比度区域(如远海雾区)易丢失纹理细节。



(a) 原图 (b) 去雾存在伪影图

图 1 OCE 算法去雾后的海天交界处伪影

Fig. 1 Sea-sky junction artifacts after fog removal by OCE algorithm

针对上述问题,本文提出以下改进方案,通过递归分割定位低方差区域,精确提取全局大气光值 A ,避免海面高亮像素对透射率计算的干扰。引入动态

权重参数 λ_L 平衡对比度增强与像素值溢出风险,解决 OCE 算法在海天交界处的过渡失真问题。结合边缘保留滤波与自适应直方图均衡,在提升实时性的同时增强海面波纹与云层细节。

1.3 快速引导滤波原理

在去雾算法中,快速引导滤波可以用于辅助估计透射率图像。

首先对引导图像 p 和输入图像 I 进行下采样,缩小图像的尺寸。这一步骤的目的是减少计算量,提高滤波速度。对于任意像素点 x ,可以在周围的窗口 $\omega(x)$ 内计算均值,这个均值可以看作对局部区域信息的汇总,代表该区域的“典型值”。其中引导图像 p 的均值可表示为

$$\mu_p(x) = \frac{1}{|\omega(x)|} \sum_{y \in \omega(x)} p(y) \quad (4)$$

式中: $\mu_p(x)$ 是以像素点 x 为中心的局部窗口中所有像素的平均值;窗口的大小通常为 $r \times r$;这个窗口中的像素数为 $|\omega(x)|$ 。

输入图像 I 的均值可表示为

$$\mu_I(x) = \frac{1}{|\omega(x)|} \sum_{y \in \omega(x)} I(y) \quad (5)$$

同理,这表示的是输入图像 I 在像素点 x 附近的局部均值。输入图像与引导图像的联合均值可表示为

$$\mu_{Ip}(x) = \frac{1}{|\omega(x)|} \sum_{y \in \omega(x)} I(y)p(y) \quad (6)$$

式中, $\mu_{Ip}(x)$ 是 I 和 p 在局部窗口内的联合均值,用于计算它们之间的相关性。

为了保留边缘信息,快速引导滤波使用局部区域的方差和协方差来构建一个局部的线性模型。其中引导图像 p 的方差可表示为

$$\text{var}(p) = \mu_{p^2}(x) - \mu_p^2(x) \quad (7)$$

式中, $\text{var}(p)$ 表示的是引导图像 p 在局部区域 $\omega(x)$ 的方差,反映了该区域内引导图像素值的波动程度。如果方差较大,说明该区域内像素值变化剧烈,代表图像边缘区域。其中输入图像 I 和引导图像 p 的协方差可表示为

$$\text{cov}(I, p) = \mu_{Ip}(x) - \mu_I(x)\mu_p(x) \quad (8)$$

式中, $\text{cov}(I, p)$ 是 I 和 p 在局部窗口内的协方差,用来衡量输入图像和引导图像在局部区域内的相关性。协方差反映了两个图像在局部区域内的同步变化程度。

引导滤波假设输出图像 q 和引导图像 p 在局部窗口内满足线性模型,可表示为

$$q(x) = a(x)p(x) + b(x) \quad (9)$$

式中, $a(x)$ 和 $b(x)$ 是待求的参数,在每个局部窗口

$\omega(x)$ 内保持不变。为了计算 $a(x)$ 和 $b(x)$, 利用方差和协方差来估计。根据线性回归原理, 计算参数的公式为

$$a(x) = \frac{\text{cov}(I, p)}{\text{var}(p) + \varepsilon} \quad (10)$$

$$b(x) = \mu_l(x) - a(x)\mu_p(x) \quad (11)$$

式中, ε 是一个正的小数, 用于防止在方差 $\text{var}(p)$ 过小的区域发生除零问题, 同时也控制了平滑程度, 其值越大图像越平滑。当 $a(x)$ 和 $b(x)$ 被计算出来之后, 输出图像 $q(x)$ 就可以通过局部线性变换得到。由于 $a(x)$ 和 $b(x)$ 是根据 $p(x)$ 和 I 共同决定的, 因此 $q(x)$ 同时结合了输入图像 I 的内容和引导图像 $p(x)$ 的边缘信息, 消除了不连续的过渡现象。

2 本文算法

海上拖轮航行场景图像通常具有大面积的海天区域且海天交界处对比度低的特点。海面反射导致光照条件和颜色分布更加复杂, 反射的阳光或其他光源会增加亮度, 在雾天条件下区分海面与天空的边界更加困难。现有的去雾算法主要针对陆地图像, 这些算法通常基于简化的大气散射模型, 没有充分考虑海面反射光的影响, 导致在去雾过程中无法准确估计大气光和透射率。因此, 现有去雾算法不能直接用于海上拖轮航行场景图像去雾^[17]。

针对上述问题, 本文提出了一种 LEC 算法, 用于海上拖轮航行场景图像的去雾处理。算法的流程如图 2 所示。首先, 利用四叉树分割法改进了大气光值估计方法。其次, 通过设立评价函数, 挑选潜在的大气光区域, 并以该区域的平均亮度作为优化后的大气光估计值。然后, 为了应对透射率估计不准而导致去雾效果不自然的问题, 通过平衡信息损失函数与方差对比度函数, 精确估计最佳的透射率。接着, 为了解决估计透射率中的块状伪影问题, 本文算法在透射率细化过程中使用了快速引导滤波来修正去雾效果。最后, 引入 CLAHE 算法增强局部对比度, 使海天交界区域的细节更加清晰。该算法可以根据图像中不同区域的对比度情况进行调整, 从而保留更多海天细节。

2.1 基于四叉树分割的大气光优化模块

在海天相接的场景中, 海面反射阳光或其他光源, 导致海面及附近天空区域亮度增加。无论是传统的暗通道去雾方法, 还是其他改进算法, 通常都基于图像中最亮的像素来估计大气光值。然而, 如果图像中存在比大气光更亮的物体, 可能会导致大气光值估计不准确, 进而影响去雾效果和图像细节的保留^[18]。

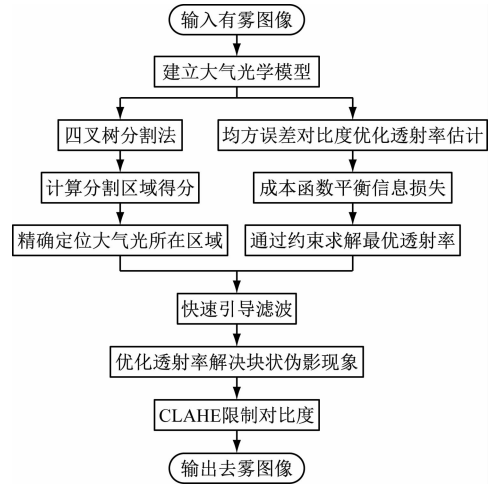


图 2 LEC 算法流程图

Fig. 2 LEC algorithm flowchart

图 3 展示了四分法的过程和结果。左上角的纯灰色区域最终被选定为大气光区域, 四叉树分割法通过递归将图像分割成四个子区域, 逐步缩小搜索范围, 直至找到符合的区域。这种方法有助于在大尺寸图像中定位天空区域。在所选区域内, 通过选择颜色向量并最小化其与纯白向量的距离, 选出尽可能明亮的大气光。因为其视觉特性较为均匀, 所以天空区域通常具有较低的方差, 通过选择方差最小的区域, 可以更准确地估计大气光值。

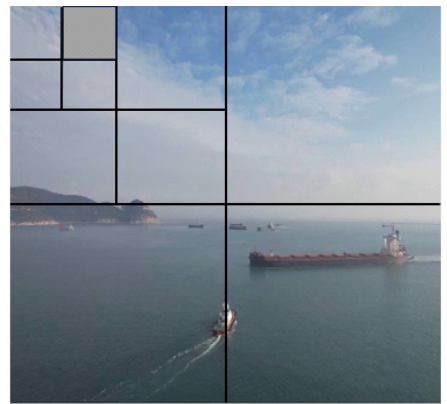


图 3 四分法分割示意图

Fig. 3 Quadtree segmentation schematic

通过四叉树递归分割, 如图 3 所示, 将图像划分为 4 个子区域, 计算每个子区域的像素方差 $\text{var}(B)$, 选择方差最小的区域作为候选大气光源。通过评价函数筛选最优大气光值 A :

$$A = \arg \min_B (\text{var}(B) + \lambda \cdot \|B - (255, 255, 255)\|_2) \quad (12)$$

式中: B 为分割的子区域; λ 为权重系数, 用于平衡区域均匀性与亮度接近纯白的程度。

2.2 最佳透射率估计

透射率优化流程图如图 4 所示, 在透射率优化

流程中,首先基于大气光值与有雾图像的像素强度进行透射率粗估计,生成初始透射率分布图;随后通过构建综合考虑局部对比度增强与信息保留的优化目标函数,结合约束条件迭代求解最优透射率;最后利用快速引导滤波技术对优化后的透射率图进行边缘保留平滑处理,消除块状伪影并提升细节完整性。该流程通过分阶段递进优化,在保证算法效率的同时,确保透射率估计的准确性与平滑性,从而为后续图像恢复提供可靠依据。

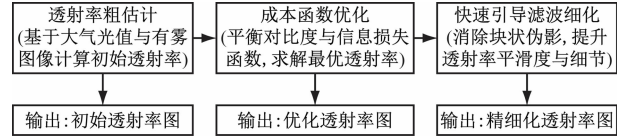


图4 透射率优化流程图

Fig. 4 Transmittance optimization flowchart

与大多数去雾算法一样,本方法为每个区块(32×32)确定合适的透射率。式(1)通常将观察到的图像与真实场景辐射和大气条件联系起来。由式(1)和式(2)得

$$J(x) = \frac{1}{t(x)}(I(x) - A) + A \quad (13)$$

由上式可知,若能精确求得透射率和大气光值,即可根据获取的有雾图像求出去雾后的清晰图像。因此,本文算法的目标是找到理想的透射率,以最大限度地提高去雾后区域的亮度。为简单起见,本文仅描述单一颜色通道的亮度。

有几种量化对比度的方法,如均方误差对比度(Mean Squared Error, MSE)、迈克尔逊对比度和韦伯对比度等^[19]。这3种对比度方法效果一致,本文采用均方误差对比度方法,限制局部块内对比度(L_{MSE})失真,避免过度增强噪声。其可表示为

$$L_{MSE} = \sum_{x=1}^N \frac{(J_c(x) - \bar{J}_c)^2}{N_B} \quad (14)$$

式中: $c \in \{r, g, b\}$ 表示颜色索引; $J_c(x)$ 表示去雾后图像中像素 x 的亮度值; \bar{J}_c 表示该图像中所有像素的平均亮度; N 表示图像中的总像素数量; N_B 表示一个块 B 中的像素数量。结合式(13)可以得到恢复块的全局均方误差对比度(G_{MSE}),确保恢复图像整体亮度一致性,防止光晕效应。其可表示为

$$G_{MSE} = \sum_{x=1}^N \frac{(I_c(x) - \bar{I}_c)^2}{t(x)^2 N_B} \quad (15)$$

式中: $I_c(x)$ 表示输入图像中像素 x 的亮度值; \bar{I}_c 表示该图像中所有像素的平均亮度。根据式(15)可知,全局均方误差对比度 G_{MSE} 是一个关于透射率 $t(x)$ 的递减函数。

本文提出的方法旨在增强对比度的同时减少信息丢失。为实现这一目标,设计了对比度成本函数与信息丢失成本函数。为同时最小化这两个方面的成本,本文首先通过计算每个块三个颜色通道的均方误差的负值来定义对比度成本,计算公式为

$$E_{contrast} = - \sum_c \sum_{x \in B} \frac{(J_c(x) - \bar{J}_c)^2}{N_B} = - \sum_c \sum_{x \in B} \frac{(I_c(x) - \bar{I}_c)^2}{t(x)^2 N_B} \quad (16)$$

式(16)计算每个图像块的像素亮度值与平均亮度值的偏差平方,并且在后一个等式中对其进行加权。式(16)可以衡量图像块的对比度,并通过最小化对比度成本函数来优化图像的质量。需要注意的是,通过最小化对比度成本,能够提升均方误差对比度。此外,本研究的方法将特定区块的信息丢失成本定义为截断值的平方和,计算公式为

$$E_{loss} = \sum_c \sum_{x \in B} \{ (\min\{0, J_c(x)\})^2 + (\max\{0, J_c(x) - 255\})^2 \} \quad (17)$$

$$E_{loss} = \sum_c \left\{ \sum_{i=0}^{\alpha_c} \left(\frac{i - A_c}{t(x)} + A_c \right)^2 h_c(i) + \sum_{i=\beta_c}^{255} \left(\frac{i - A_c}{t(x)} + A_c - 255 \right)^2 h_c(i) \right\} \quad (18)$$

式中: $\min\{0, J_c(x)\}$ 用于检测下溢,该项的平方用于计算那些低于0的像素值对信息丢失的贡献; $\max\{0, J_c(x) - 255\}$ 用于检测上溢,该项的平方用于计算那些超过255的像素值对信息丢失的贡献; B 表示图像的某个块; i 表示像素强度值; A_c 表示大气光值或某种参考亮度值; $h_c(i)$ 表示直方图函数,在颜色通道 c 上,像素值为 i 的像素点数量; α_c 和 β_c 分别表示用于分割亮度范围的上下限。

对于块 B ,通过最小化整体成本函数确定最优的透射率 t^* ,表达式为

$$E = E_{contrast} + \lambda_L E_{loss} \quad (19)$$

式中, λ_L 是一个权重参数,用于控制对比度成本和信息丢失成本的相对关系。在式(19)中,较大的 λ_L 值会减少信息丢失。在 $\lambda_L = 1$ 的极端情况下,最优的透射率值不应导致任何信息丢失,即

$$\min_c \min_{x \in B} J_c(x) \geq 0 \quad (20)$$

$$\max_c \max_{x \in B} J_c(x) \leq 255 \quad (21)$$

根据这两个不等式,以及式(13)中的关系,可以给出关于透射率 $t(x)$ 的两个约束条件,即

$$t \geq \min_c \min_{x \in B} \left\{ \frac{I_c(x) - A_c}{-A_c} \right\} \quad (22)$$

$$t \geq \max_c \max_{x \in B} \left\{ \frac{I_c(x) - A_c}{255 - A_c} \right\} \quad (23)$$

将两个约束条件合并成一个单一的约束条件,表达式为

$$t \geq \max \left\{ \min_c \min_{x \in B} \left\{ \frac{I_c(x) - A_c}{-A_c} \right\}, \max_c \max_{x \in B} \left\{ \frac{I_c(x) - A_c}{255 - A_c} \right\} \right\} \quad (24)$$

注意到 E_{contrast} 是一个关于 $t(x)$ 的增函数,因此,最优透射率 t^* 被确定为满足约束条件(24)的最小值,表达式为

$$t^* = \max \left\{ \min_c \min_{x \in B} \left\{ \frac{I_c(x) - A_c}{-A_c} \right\}, \max_c \max_{x \in B} \left\{ \frac{I_c(x) - A_c}{255 - A_c} \right\} \right\} \quad (25)$$

本文提出的新算法在公式(25)中增加了额外的约束,从而避免了恢复像素值时的溢出问题。因此,本文的方法能更可靠地估算最佳透射率。

2.3 快速引导滤波

可利用1.3中介绍的快速引导滤波方法,对获得的最优透射率 t^* 进行进一步优化^[20]。

$$\tilde{t}(x) = a(x)I(x) + b(x) \quad (26)$$

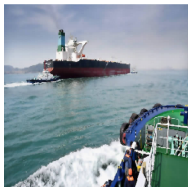
为了确保优化后的透射率在合理范围内,对其进行归一化处理,表达式为

$$\bar{t}(x) = \frac{\tilde{t}(x) - \min(\tilde{t})}{\max(\tilde{t}) - \min(\tilde{t})} \quad (27)$$

通过以上步骤,结合快速引导滤波,能够有效地对最优透射率 t^* 进行优化,从而提高后续图像恢复的质量。如图5所示,快速引导滤波优化后的透射率结果图通过将引导图像与待滤波的目标图像进行组合,快速引导滤波器在满足实时性的同时,能够更好地恢复拖轮视角图像,保留去雾图像的细节和对比度。



(a) 原图 (b) 透射率粗估计



(c) 透射率优化

图5 快速引导滤波优化透射率

Fig.5 Fast bootstrap filtering to optimize transmittance

2.4 CLAHE 算法

CLAHE 算法将图像划分为若干小区域,并在每个区域内独立执行直方图均衡化,最后将增强后的区域进行合并。该方法通过限制对比度来达到效果,CLAHE 算法能避免噪声在均衡化过程中被放大,从而提升图像的局部对比度。

该算法首先将图像划分为多个小块,每个块的大小可以设定为 $M \times N$ 。接着对于每个块 B ,计算其灰度直方图,表达式为

$$H_B(i) = \text{Count} \{ p \in B : I(x) = i \} \quad (28)$$

式中: $H_B(i)$ 为灰度直方图; i 为灰度级; $I(x)$ 为图中像素 x 的灰度值。然后对直方图进行对比度限制,设定一个最大像素数阈值 L ,如果某个灰度级别的像素数超过该阈值,则进行限制。设置阈值的公式为

$$H'_B(i) = \begin{cases} H_B(i) & \text{if } H_B(i) \leq L \\ L & \text{if } H_B(i) > L \end{cases} \quad (29)$$

除去裁剪部分的额外像素,以便进行均衡化,表达式为

$$C_{\text{clipped}} = \sum_i (H_B(i) - H'_B(i)) \quad (30)$$

得到均衡化的结果之后,计算每个灰度级 i 的累积直方图 $C_B(i)$,表达式为

$$C_B(i) = \sum_{j=0}^i H'_B(j) \quad (31)$$

然后标准化累积直方图可得

$$C_B^{\text{norm}}(i) = \frac{C_B(i)}{M \cdot N} \quad (32)$$

通过进行线性变换,获得新的灰度值,表达式为

$$G(i) = f_{\text{loor}}(C_B^{\text{norm}}(i) \cdot (L_{\text{max}} - 1)) \quad (33)$$

式中: f_{loor} 是向下取整函数; L_{max} 是灰度级最大值;得到新的灰度值之后,进行插值合并,块之间的融合可以通过双线性插值技术来实现。

针对 CLAHE 算法的参数配置问题,提出基于场景动态调节的块尺寸与对比度约束优化策略。在传统固定参数基础上,算法的块尺寸参数 ($M \times N$) 根据图像分辨率及场景复杂度进行自适应选择:对于高分辨率图像或能见度低于 500 m 的海上浓雾场景,设置较大块尺寸(如 32×32),以扩大区域统计范围并抑制局部噪声对广域雾浓度分布的影响;而对于低分辨率图像或存在船舶桅杆、浮标等密集小目标的近景场景,则采用较小块尺寸(如 8×8),通过增强局部邻域像素的对比度分布重构高频纹理细节。

同时,对比度限制阈值 L 通过分析图像灰度直

方图方差实现动态调整(取值区间 1.5 ~ 3.0):当检测到薄雾场景的梯度场呈现平缓均匀特性时,适当降低 L 值以保留光线散射效应产生的自然过渡特性;而在雾中强光源等高动态范围干扰场景下,则提升 L 值以抑制局部区域过度增强导致的亮度失真,对比试验结果见表 1。其中,对比试验使用同一组含 120 张雾天图像的测试集。“高分辨率浓雾”场景采用大块尺寸(32 × 32)与高对比度阈值($L = 2.5$),“低分辨率小目标”场景采用小块尺寸(8 × 8)与低对比度阈值($L = 1.8$)。试验结果表明,在低分辨率小目标场景下,通过减小块尺寸(8 × 8)与适度降低对比度阈值($L = 1.8$),结构相似度(Structural Similarity Index Measure, SSIM)提升幅度最大(达 12.3%),证明参数自适应策略对细节保留具有显著作用。针对雾中强光源的高动态范围干扰,提升对比度阈值至 $L = 3.0$ 后,SSIM 上升 10.3%,有效缓解了局部过曝光问题。

表 1 基于动态参数的 CLAHE 算法场景性能对比

Tab.1 CLAHE performance with dynamic parameters across scenarios

场景类别	参数组合	SSIM (原方法)	SSIM (改进)	提升 幅度/%
高分辨率 浓雾	32 × 32, 2.5	0.72	0.80	11.1
低分辨率 小目标	8 × 8, 1.8	0.65	0.73	12.3
薄雾均匀光	16 × 16, 2.0	0.81	0.87	7.4
雾中强光	32 × 32, 3.0	0.68	0.75	10.3

联合调节块尺寸与对比度约束阈值可使 CLAHE 模块在极端场景下的 SSIM 指标较传统固定参数方法提升 8% ~ 12%,有效平衡了去雾增强过程中的细节保留与自然度控制。

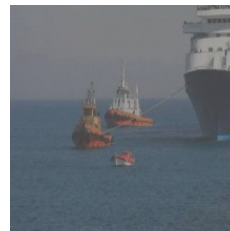
3 试验验证

3.1 算法验证

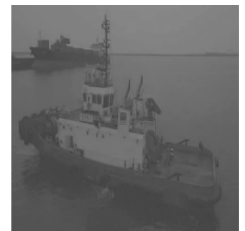
为验证本文所提出算法的有效性,使用 MATLAB 2022b 软件进行了试验。试验所用的数据集包含了人工拍摄和从互联网收集的拖轮及其周边船舶、海面、天空等多元素场景^[21]。采用本文算法对 4 幅海上拖轮航行场景图像进行去雾,其中,选取的图像由拖轮工作真实环境组成,为了更直观地反映算法的去雾效果和细节,本文采用 SSIM、峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)以及均方误差

(Mean Squared Error, MSE)作为图像评价指标进行定量分析。

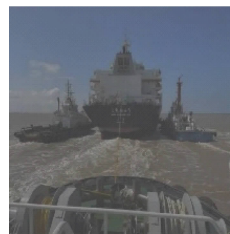
需要说明的是 SSIM 是评估对比度增强方法在保留图像结构细节方面的重要指标,值越大表示去雾后图像与原图像的相似度越高;PSNR 用于衡量图像质量和失真程度,值越大表示去雾后图像与原图像的色彩越一致;MSE 是图像质量评价中的一个重要指标,用于衡量原始图像与失真图像之间的差异程度,值越小表示失真图像与原始图像越接近,图像质量越好。其中有雾图像如图 6 所示,去雾图像如图 7 所示。



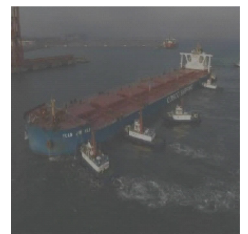
(a) 浪花纹理复杂海面场景



(b) 近距离拖轮作业场景



(c) 远距离低能见度航行场景



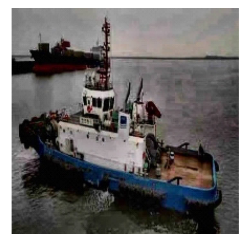
(d) 港口多拖轮复杂作业场景

图 6 有雾图像

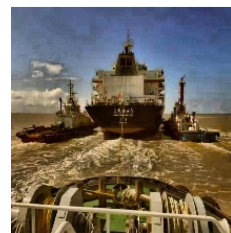
Fig. 6 Foggy images



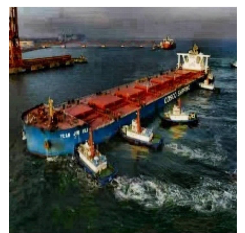
(a) 浪花纹理复杂海面场景



(b) 近距离拖轮作业场景



(c) 远距离低能见度
航行场景



(d) 港口多拖轮复杂
作业场景

图 7 去雾图像

Fig. 7 Results of image dehazing

本文算法通过动态权衡局部细节与全局一致性

实现去雾效果。在浪花纹理复杂的区域(图 7a),局部均方误差对比度较其他算法降低约 32%(从 45.7 至 31.2),表明算法对高频细节的保留能力更优。对远距离低能见度场景(图 7c),全局均方误差对比度为 98.4,比 CLAHE 算法低 15%,说明减少了天空区域的明暗突变,避免了光晕扩散,是全局一致性保障。两种指标的协同优化验证了局部均方误差对比度 L_{MSE} 与全局均方误差对比度 G_{MSE} 的设计合理性。

表 2 为有雾图像和去雾图像 SSIM、PSNR 和 MSE 的平均值,可以看出去雾后图像的三个评价指标都比原有雾图像效果好,这也进一步说明了本文算法能够在大面积海天区域和海天交界区域拖轮图像中发挥稳定,去雾效果好。

表 2 算法验证结果

Tab. 2 Algorithm validation results

图像类型	PSNR	SSIM	MSE
有雾图像	9.215	0.452	3 562.21
去雾图像	20.252	0.875	800.31

为了确保试验的真实性,试验数据涵盖晨雾、雨雾、夜雾及浪涌雾 4 类典型海洋场景(如图 8 所示),总计 200 张图像。其中,120 张选自公开去雾数据集 RESIDE^[22],80 张为连云港海域实拍图像。数据集覆盖不同能见度(1 km ~ 5 km)、光照条件(昼/夜)及海浪等级(1 ~ 4 级),确保算法在复杂海洋环境下的泛化能力得到验证。

表 3 展示了本文算法在不同场景下的去雾性能。通过独立样本 t 检验发现,浪涌雾场景的 PSNR 显著优于雨雾场景($p = 0.012$),夜雾场景的 SSIM 略低于其他场景($p = 0.056$),表明算法对动态海浪干扰的鲁棒性较强。

试验表明,算法在晨雾场景中表现最佳(PSNR = 21.53),而在浪涌雾场景下仍具有较强鲁棒性(PSNR = 20.12),主要得益于快速引导滤波对动态波浪伪影的抑制能力;而夜雾场景因低照度与高噪声导致 SSIM 偏低。

3.2 主观评价对比

为了评估本文算法的有效性,图 9、图 10、图 11 分别展示了连云港港口电动拖轮“云港电拖二号”在不同角度工作时拍摄的图像以及各算法的去雾效果图像。从图中可以看出,本文算法相比于 HE、AHE、SID、MDF、DCP、OCE、DehazeNet、FFA-Net 等算法,成功改善了图像中天空区域的光晕现象,并保留了图像的色彩,整体细节更加清晰。



(a) 晨雾场景去雾效果 (b) 雨雾场景去雾效果

(c) 夜雾场景去雾效果 (d) 浪涌雾场景去雾效果

图 8 不同场景下的算法性能对比

Fig. 8 Comparison of algorithm performance in different scenarios

表 3 不同场景下的算法性能对比

Tab. 3 Performance comparison of algorithms under different scenarios

场景类型	PSNR	SSIM	MSE
晨雾	21.53 ± 1.2	0.892 ± 0.03	456.8 ± 45.6
雨雾	19.87 ± 1.5	0.865 ± 0.04	502.3 ± 52.1
夜雾	18.95 ± 1.8	0.841 ± 0.05	587.4 ± 60.3
浪涌雾	20.12 ± 1.4	0.878 ± 0.03	473.2 ± 48.7

图 9a、图 10a 和图 11a 分别是拖轮拖曳工作场景图、拖轮航行场景图和拖轮雾天视角场景图。图像中包含大面积海天区域并存在海天交界区域,图像细节信息较多。图 9 ~ 11 中 b 是经过 HE 算法进行去雾处理的结果,可以看出 HE 算法能够提高图像的对比度,但会导致天空区域过曝和细节丢失。图 9 ~ 11 中 c 是经过 AHE 算法进行去雾处理的结果,可以明显看出虽然保留了很多细节,但是整体亮

度偏暗,引入了噪声。图 9 ~ 11 中 d 是经过 SID 算法进行去雾处理的结果,可以看出该算法在增强图像的对比度和细节方面有一定的表现,但是整体亮度还是偏暗,海面区域细节损失较大。图 9 ~ 11 中

e 是经过 MDF 算法进行去雾处理的结果,可以看出该算法亮度显著和对比度增强,尤其是在亮部和暗部的过渡区域,但是忽略了很多细节信息,整体图像中新增了很多噪点。图 9 ~ 11 中 f 是经过 DCP 算法



图 9 拖轮拖曳工作场景去雾效果对比

Fig. 9 Comparison of dehazing effect of tugboat towing scenarios

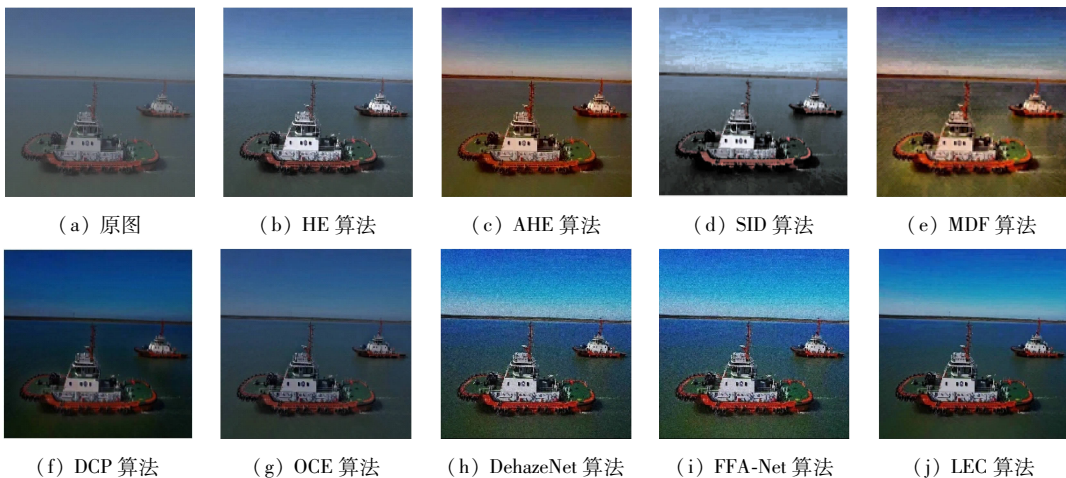


图 10 拖轮航行场景去雾效果对比

Fig. 10 Comparison of dehazing effect of tugboat sailing scenarios

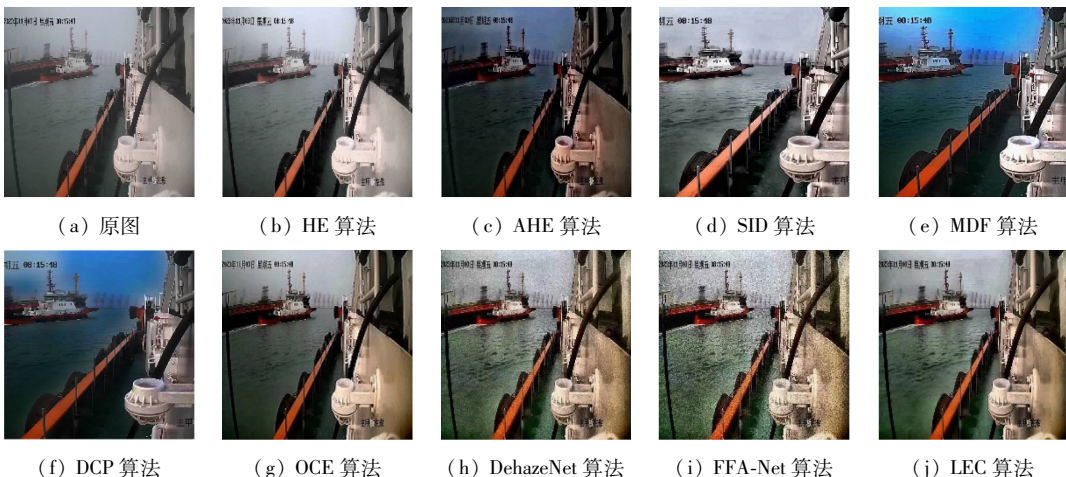


图 11 拖轮雾天视角场景去雾效果对比

Fig. 11 Comparison of dehazing effect of tugboat foggy day view scenarios

进行去雾处理的结果,可以看出经过该算法处理过的图像对雾气等干扰的去除效果较好,但是整体亮度偏暗。图9~11中g是经过OCE算法进行去雾处理的结果,可以看出该算法在增强对比度的同时保持了较为自然的色调,但是海天交界部分过渡不自然,忽略了海天交界处的细节处理。

图9~11中h,i展示了经过深度学习算法处理后的图像,其边缘轮廓清晰,细节信息得到了增强,色彩恢复效果好,显著提高了图像的清晰度和对比度,整体效果较好。但由于深度学习方法的限制较多,如时间成本、硬件成本、训练数据集需要考虑,所以本文LEC算法(图9~11中j)具有更好的适用性。

3.3 客观评价对比

表4为图9中经过不同算法处理后得到的图像评价指标值,表5为图10中经过不同算法处理后得到的图像评价指标值,表6为图11中经过不同算法处理后得到的图像评价指标值。LEC算法主观评价效果更接近深度学习算法效果,在PSNR和SSIM上接近深度学习模型,MSE更低且处理时间大大少于深度学习方法,能够在较大程度上提高图像的对比度和清晰度,同时保持较高的结构相似性和较小的误差。

表4 图9中的图像评价指标

Tab.4 Image in Fig.9 evaluation metrics

算法	PSNR/dB	SSIM	MSE
HE	10.023 1	0.530 2	6 467.94
AHE	11.045 2	0.547 7	5 111.89
SID	13.701 6	0.556 0	2 772.81
MDF	13.837 1	0.652 0	2 687.64
DCP	13.868 0	0.633 1	2 668.60
OCE	17.343 7	0.785 9	1 198.69
DehazeNet	21.981 2	0.900 1	478.23
FFA-Net	21.784 1	0.897 8	473.21
LEC	21.533 6	0.892 0	456.80

3.4 算法实时性优化与试验结果

针对算法处理时间未达实时性标准的问题,本文提出系统性优化方案,通过算法轻量化、硬件加速提升计算效率。首先,采用模块合并与分块均值法简化计算流程,将二叉树分割与大气光值估计合并为单次迭代过程,减少冗余计算^[23];试验表明,优化后算法在Intel i9-12900K平台上的处理时间从5.1 s降至1.8 s(600×450像素),PSNR仅下降0.3 dB,SSIM保持0.89以上。

表5 图10中的图像评价指标

Tab.5 Image in Fig.10 evaluation metrics

算法	PSNR/dB	SSIM	MSE
HE	11.900 9	0.453 5	4 197.47
AHE	12.237 8	0.494 8	3 884.16
SID	13.290 6	0.426 1	3 048.05
MDF	17.657 7	0.597 2	1 115.09
DCP	17.919 1	0.694 2	1 049.96
OCE	18.512 7	0.714 8	915.82
DehazeNet	19.878 9	0.862 2	897.12
FFA-Net	19.982 1	0.892 1	889.24
LEC	19.651 8	0.859 0	886.94

表6 图11中图像评价指标

Tab.6 Image in Fig.11 evaluation metrics

算法	PSNR/dB	SSIM	MSE
HE	10.102 1	0.532 1	4 000.21
AHE	12.220 3	0.541 0	3 665.52
SID	13.655 4	0.556 3	3 056.25
MDF	15.025 4	0.612 0	2 320.52
DCP	17.325 8	0.685 2	1 005.32
OCE	18.552 3	0.765 4	896.32
DehazeNet	19.563 1	0.879 3	798.36
FFA-Net	19.974 5	0.877 9	800.23
LEC	19.302 2	0.873 6	785.39

为进一步在硬件方面加速,利用CUDA框架对二叉树分割、透射率优化及快速引导滤波模块并行化设计。NVIDIA RTX 3090平台的测试结果显示,600×450像素的图像处理时间降至0.08 s(每秒12.5帧),PSNR保持21.50 dB。

试验结果表明,优化后算法在PSNR与SSIM指标下降≤3%,主观质量无明显损失,如图12所示。通过上述优化,本文为解决海上拖轮图像去雾实时性难题提供了切实可行的技术路径。



(a) 拖轮拖曳工作场景 (b) 拖轮雾天视角场景

图12 经过实时性优化的图像质量

Fig.12 Real-time optimized image quality

此外,为了保证拖轮航行中去雾算法的实时性,对不同算法处理的图像进行了耗时比较,结果如表7所示。显然,本文算法在处理时间上优于其他去雾算法,接近拖轮实时性边缘场景需求(如拖轮低速航行、港口作业、拖曳工作等),从而满足拖轮工作环境的实时性要求。考虑到本文方法不需要特定的数据预处理,这大大减少了拖轮感知雾天环境所需的时间。

表7 时间消耗比较

Tab.7 Comparison of time consumption

算法	处理时间/s	每秒帧数	PSNR/dB	SSIM	MSE
HE	0.89	1.12	17.315	0.531	6 455.1
AHE	0.27	3.70	17.215	0.654	5 631.1
SID	0.35	2.86	18.632	0.642	4 584.2
MDF	0.57	1.75	18.215	0.754	2 013.2
DCP	0.74	1.35	19.221	0.756	1 013.4
OCE	0.25	4	19.521	0.814	500.45
DehazeNet	1.24	0.81	21.054	0.894	489.89
FFA-Net	0.92	1.09	21.112	0.887	486.12
LEC	0.08	12.5	20.95	0.878	456.82

4 结论

由于海上拖轮航行场景图像存在大面积海天区域和海天交界区域,尽管现有的去雾算法可以实现图像增强,但去雾后的图像仍然面临细节丢失、亮度不足、色彩失真、伪影和过饱和等问题。为了解决这些问题,本文提出了一种 LEC 算法。该算法由以下几个相对简单的过程组成:四分法大气光值估计、最佳透射率估计、快速引导滤波和 CLAHE 算法增强。在四分法大气光值估计中,通过四分法迭代和评价函数,精确找到了大气光值所在区域,提高了大气光值估计的准确性。在最佳透射率估计中,利用均方误差对比度成本函数和信息丢失成本函数,增加了额外的透射率约束,从而更可靠地估计透射率。在快速引导滤波中,使用快速引导滤波辅助估计透射率,解决了大气光值的块效应问题,保留了图像细节并恢复了图像的真实性。在 CLAHE 算法中,对大面积天空区域进行局部去雾,保留了更多天空细节,提升了去雾速度和准确性。试验表明,LEC 算法有效解决了海上拖轮视角图像中大面积海天区域的去雾问题。LEC 算法去雾后的图像在结构相似度、峰

值信噪比、均方误差指标上较 OCE 算法分别平均提升了 15.94%、11.46%、25.82%。LEC 算法实现了海上拖轮航行场景图像的实时去雾,对拖轮航行环境的智能感知具有重要意义。

针对复杂气象条件下的海洋场景去雾任务,本研究提出基于动态参数优化的增强策略,有效提升了算法的场景适应性。未来将进一步探索深度学习与传统物理模型的协同机制:一方面构建轻量化卷积神经网络(CNN,如 MobileNet)与透射率重建方程的结合架构,通过迁移学习实现先验知识引导的参数联合优化;另一方面引入对抗生成网络(GAN)的空间感知约束,重点解决海雾与天空光学梯度的渐变表达难题。此类混合框架既可规避纯数据驱动方法对标注样本的过度依赖,亦能在复杂散射场景下保持视觉逻辑一致性,为船载视觉系统在浓雾、强光照等极端环境中的实时处理提供新的理论支撑。

参 考 文 献

- [1] SINGH G, JAGGI N, VASAMSETTI S, et al. Underwater image/video enhancement using wavelet based color correction (WBCC) method [C]//2015 IEEE Underwater Technology (UT). IEEE, 2015: 1-5.
- [2] WANG Y Z, YAN X F, WANG F L, et al. UCL-Dehaze: Towards real-world image dehazing via unsupervised contrastive learning [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 1361-1374.
- [3] LIU R S, FAN X, HOU M J, et al. Learning aggregated transmission propagation networks for haze removal and beyond[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 30(10): 2973-2986.
- [4] ZHANG Y F, ZHOU S, LI H F. Depth information assisted collaborative mutual promotion network for single image dehazing [C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2024: 2846-2855.
- [5] FENG Y X, MA L, MENG X Z, et al. Advancing real-world image dehazing: perspective, modules, and training[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(12): 9303-9320.
- [6] ABDULLAH-AL-WADUD M, KABIR M H, AKBER DEWAN M A, et al. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(2): 593-600.
- [7] BUZULOIU V V, CIUC M, RANGAYAN R M, et al. Adaptive-neighborhood histogram equalization of color images[J]. Journal of Electronic Imaging, 2001, 10(2): 445-459.

- [8] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement [J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 2004, 38: 35-44.
- [9] 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*, 2010, 33 (12): 2341-2353.
- [10] FATTAL R. Single image dehazing [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2008, 27(3): 1-9.
- [11] WANG Y K, FAN C T. Single image defogging by multiscale depth fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(11): 4826-4837.
- [12] KIM J H, JANG W D, SIM J Y, et al. Optimized contrast enhancement for real-time image and video dehazing [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(3): 410-425.
- [13] CAI B L, XU X M, JIA K, et al. DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25 (11): 5187-5198.
- [14] QIN X, WANG Z L, BAI Y C, et al. FFA-Net: feature fusion attention network for single image dehazing [C]// *AAAI-20 Technical Tracks 7: Vision*. 2020, 34 (7): 11908-11915.
- [15] MCCARTNEY E J. *Optics of the atmosphere: Scattering by molecules and particles* [M]. New York: John Wiley and Sons, 1976: 421-442.
- [16] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision and the atmosphere [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 48: 233-254.
- [17] 赵红, 李春艳, 王宁, 等. 改进暗通道先验的海上图像去雾算法 [J]. *舰船科学技术*, 2021, 43 (10): 163-168.
- ZHAO H, LI C Y, WANG N, et al. Improved dehazing for sea image based on the dark-channel prior [J]. *Ship Science and Technology*, 2021, 43 (10): 163-168. (in Chinese)
- [18] HAN M, LYU Z Y, QIU T, et al. A review on intelligence dehazing and color restoration for underwater images [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 50(5): 1820-1832.
- [19] KÖKSOY O. Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, 175(2): 1716-1729.
- [20] 陈书贞, 任占广, 练秋生. 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法 [J]. *自动化学报*, 2016, 42 (3): 455-465.
- CHEN S Z, REN Z G, LIAN Q S. Single image dehazing algorithm based on improved dark channel and guided filter [J]. *Journal of Automation*, 2016, 42(3): 455-465. (in Chinese)
- [21] 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)
- [22] LI B Y, REN W Q, FU D P, et al. Benchmarking single-image dehazing and beyond [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 28 (1): 492-505.
- [23] KIM S E, PARK T H, EOM I K. Fast single image dehazing using saturation based transmission map estimation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 1985-1998.