

基于改进循环对抗神经网络的船舶 雾航图像去雾算法

陈信强^{1,2}, 索煜程³, 韩冰^{4,5*}, 韩德志⁶, 徐佳俊³, 王梓创⁴

(1. 上海海事大学 物流科学与工程研究院, 上海 201306;

2. 绿色物流智能技术重庆市重点实验室, 重庆 400074;

3. 上海海事大学 商船学院, 上海 201306; 4. 上海船舶运输科学研究所有限公司, 上海 200135;

5. 闽江学院 物理与电子信息学院, 福建 福州 350108;

6. 上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

摘要:雾天条件会显著降低船舶航行的可见性,影响船舶图像观测质量并威胁航行安全,因此提升雾航图像的去雾效果具有重要意义。针对传统船舶图像去雾方法在海事场景下存在的去雾不足、细节恢复能力差等问题,本文基于真实船舶航行图像构建试验数据集,提出一种融合改进循环对抗网络(CycleGAN)与注意力机制的端到端船舶图像去雾方法。该方法引入通道依赖建模机制(SE),对特征图进行压缩与聚合,增强网络的全局特征学习能力;通过跳跃连接实现多尺度通道融合,在降低计算量的同时有效捕获复杂大气条件下的雾特性,提高对不同尺度船舶目标的表征能力。此外,进一步加入通道卷积增强模块(CA)模块以强化特征选择能力,增强网络对船舶轮廓与局部细节的恢复效果。通过多项定量指标与真实雾航场景测试验证所提方法的鲁棒性,结果表明该方法在各类航行场景中均取得优于对比方法的去雾与细节恢复性能。

关键词:水路运输;去雾算法;循环对抗神经网络;注意力机制;雾航船舶

中图分类号:U675.79 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.005

Ship image dehazing method based on improved cyclic adversarial generative network

CHEN Xinqiang^{1,2}, SUO Yucheng³, HAN Bing^{4,5*}, HAN Dezhi⁶, XU Jiajun³, WANG Zichuang⁴

(1. Institute of Logistics Science and Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

2. Chongqing Key Laboratory of Green Logistics Intelligent Technology, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 3. Merchant Marine College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

4. Shanghai Ship and Shipping Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200135, China;

5. College of Physics and Electronic Information Engineering, Minjiang University, Fujian 350108, China;

6. College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Foggy weather significantly degrades ship visibility and image quality, posing serious risks to navigation safety. Enhancing the dehazing performance of ship navigation images is therefore of great importance. To address the insufficient fog removal and poor detail restoration of existing dehazing methods in maritime scenarios, this study proposes an end-to-

收稿日期:2025-02-25

基金项目:国家自然科学基金项目(52331012; 52472347; 52372316; 52102397);上海市优秀学术技术带头人项目(22XD1431000);绿色物流智能技术重庆市重点实验室开放基金项目(KLGLIT2024ZD001)资助

作者简介:陈信强(1987—),男,副教授,博士,研究方向为智能船舶、交通大数据挖掘、自动化码头等。*通信作者:han.bing@coscoshipping.com

引用格式:陈信强,索煜程,韩冰,等. 基于改进循环对抗神经网络的船舶雾航图像去雾算法[J]. 中国航海,2026,49(1):46-55.

CHEN X Q, SUO Y C, HAN B, et al. Ship image dehazing method based on improved cyclic adversarial generative network[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 46-55. (in Chinese)

end ship image dehazing method that integrates an improved CycleGAN with attention mechanisms. A Squeeze-and-Excitation (SE) channel-attention module is introduced to aggregate feature maps, compress spatial information, and strengthen the network's ability to learn global representations. Multi-scale channel fusion is achieved through skip connections, which not only reduces computational complexity but also enables the model to better capture fog characteristics under complex atmospheric conditions and to process ship targets of different sizes. Furthermore, a Channel Attention module is incorporated to enhance feature selection and improve the restoration of ship contours and fine structural details. Quantitative evaluations and real fog-navigation experiments confirm the robustness of the proposed method, demonstrating consistent improvements over existing dehazing approaches across all tested metrics and navigation scenarios.

Key words: waterway transportation; dehazing algorithm; recurrent adversarial neural network; attention mechanism; fog sailing vessel

雾天航行是海运行业常年面对的困难问题,雾天航行过程中存在的能见度差、观测不良等问题大大影响船舶运行的安全性,且影响整个水路交通流的运行效率^[1-2],以往依靠人工瞭望的方式,船舶在雾天制动时间短,在船舶密集航行的水域极易发生碰撞,基于机器视觉的船舶图像去雾方式能提升图像质量,增强船舶瞭望效果,辅助人工瞭望,一定程度上解决雾天航行困难的问题,并且对于船舶自动驾驶感知方面也有极大的促进作用^[3]。

雾天航行时,在水汽等外界环境的影响下,相机拍摄的图像存在细节模糊、纹理不清晰等问题,从水汽对光线的散射效应出发,通过估计大气光值并通过数学方法还原大气光值以达到去雾目的的暗通道去雾方法是比较普遍的去雾方法^[4],该方法基于大气成像模型,考虑像素值的强弱关系,因其本身的原理局限性,该方法在某些特定场景并不适用^[5-6],迟明善等^[7]基于暗通道去雾技术结合 Otsu 算法改进暗通道去雾方法使该方法更好地适应船舶航行场景。基于统计学原理的直方图均衡化去雾算法计算简单,能有效增强图像对比度,能适应不同的雾天场景,但该方法可能会将图像噪声放大,影响生成图像的质量^[8-11]。PANDEY 等^[12]使用一种基于特征的高效融合技术来增强透射级别的单雾图像,该方法不需要参数预处理且易于实现。陈遵科^[13]采用巴特沃斯滤波器对图像进行滤波处理以此达到船舶航行图像去雾的目的。区域自适应增强去雾通过图像区域特点和雾气特性,对图像不同对比度与亮度等参数进行调整以达到去雾目的^[14]。钟魁松等^[15]将暗通道去雾技术和直方图去雾技术相结合应用到车辆自动驾驶感知去雾当中取得良好效果。HUANG 等^[16]提出一种基于改进的凸优化模型的海雾去除方法,该方法不需要大量的先验条件就能完成图像去雾的目的。基于 Retinex 的去雾方法也是较为常用的图像去雾方法,该方法虽然能有效增强图像的对比度和对亮度,在光照均衡的情况下去雾任务表现

良好,但该方法受参数的影响严重,选取不同的参数组合是难以解决的问题^[17-18]。LI 等^[19]提出一种模型结构简单的端到端网络 AOD-Net,该模型达到较平衡的处理时间与图像处理质量的均衡,但由于其模型本身参数较少,因此,该模型对细节处理能力不强,并且在去雾结果中有较大的颜色偏差。CHEN 等^[20]基于平滑卷积,提出一种具有较好特征识别能力的 GCA-Net,该网络通过门控上下文聚合模块,能动态调整去雾强度,对雾气不均匀的情况有较好的性能,但其网络本身计算复杂度高,并且对于颜色的还原表现性能不强。WANG 等^[21]提出一种专注于提取图像不同深度空间特征和细节特征的网络,该网络对图像颜色以及细节还原有独特优势。吴峻江等^[22]提出的融合不同层次特征的多层次特征融合感知网络在不同程度雾气环境中取得良好效果。LI 等^[23]提出的循环对抗神经网络主要应用方面是图像格式转换,去雾任务也是该网络被广泛应用的领域之一。文献[24]和文献[25]通过不成对的图像对循环对抗神经网络进行训练,解决雾天图像缺乏、模型训练困难的问题,对后期研究的开展有重要意义。GUO 等^[26]在网络中引入多尺度通道注意力机制,增强网络对雾气特征的提取能力,提升网络的去雾效果。

传统的图像去雾检测方法在常见的雾天环境下取得良好的效果,但针对与海面船舶航行去雾仍有性能欠缺,常见的海面雾天图像往往存在水面低纹理地区干扰特征提取的问题,不同结构层次的船舶细节特征提取不充分,颜色还原偏差较大等问题。针对这些问题,本研究围绕水上船舶成像特性进行研究,提出一种改进的端到端的雾天船舶航行去雾网络,并通过自建数据集设计试验表明该网络在船舶航行去雾任务中的鲁棒性。

1 网络架构

CycleGAN 网络不同于平常的生成对抗网络

GAN, CycleGAN 网络由原本的 1 组生成器判别器扩展为 2 组生成器判别器, 并且引入循环一致性损失来保证图像处理任务的质量。

1.1 网络生成器

循环对抗神经网络原本的生成器采用残差神经网络(Res-Net), 该网络引入残差块, 能较好地捕捉图像的高层次结构特征和低层次的细节特征, Res-Net 网络主要由卷积层、残差块、反卷积层和输出层组成。

1.2 通道注意力

1) 通道依赖建模机制(Squeeze and Excitation, SE)是用于自适应通道权重的注意力机制模块, 该模块主要功能是突出图像各通道之间的关联性, 使模型更加关注图像中的重要信息, SE 注意力机制主要由全局平均池化层、全连接层和通道加权层构成, 见图 1。

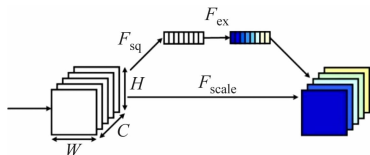


图 1 SE 注意力机制

Fig. 1 SE channel attention mechanism

SE 注意力机制主要作用流程是图像经过平均池化层压缩形成包含通道信息的一维数据 z_c , 将获取的数据经过 2 个全连接层以及激活函数的处理得到各个通道的权重信息 s_c 。将得到的权重值和初始图像相结合, 得到含有不同通道权重重要性的图像信息 \tilde{o} 。具体计算流程为

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (1)$$

$$s_c = F_{ex}(z_c, W) = \sigma(W_2 \cdot \delta(W_1 \cdot z_c)) \quad (2)$$

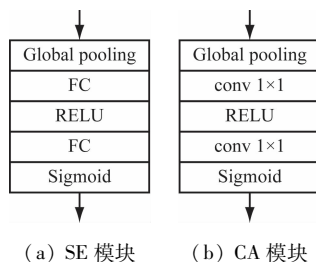
$$\tilde{o} = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c \cdot u_c \quad (3)$$

式(1)~式(3)中: $u_c(i, j)$ 为具体的通道特征值; W_1 和 W_2 为特征矩阵; σ 为 Sigmoid 函数; δ 为 ReLU 激活函数。

2) 改造的通道卷积增强模块(Convolution Attention)也是一种通道注意力机制, 和 SE 注意力模块不同, CA 模块在经过全局池化之后, 不使用全连接层来生成特征权重, CA 模块使用 1×1 的卷积操作来生成权重, CA 模块主要由池化层、卷积层和激活函数层构成, SE 模块和 CA 模块的具体构成细节见图 2。

1.3 改进的生成器 ResSECA-Net

Res-Net 的核心思想是引入残差块(Residual Block), 残差块是 Res-Net 网络的核心组成部分, 随



(a) SE 模块 (b) CA 模块

图 2 注意力对比图

Fig. 2 Comparison of attention mechanisms

着网络深度的增加, 引入残差块能解决梯度消失的问题, 可提高网络训练的稳定性, 并且可通过残差连接帮助网络学习不同尺度的信息。原生成器网络在海上图像去雾任务中存在局部船舶细节特征识别不足、对非关键特征如光照噪声等分配过多资源导致整体去雾效果不佳等问题。

试验通过将 SE 模块和 CA 模块引入残差块中强化网络的通道自适应调控能力, 并将这种网络命名为 ResSECA-Net 网络。

1.3.1 融合 CA 注意力机制的生成器

在改进的模块中通过卷积操作进行特征提取后直连 CA 机制, CA 注意力机制通过全局池化操作压缩图像空间维度有效提升 ResSECA-Net 网络的细节感知能力, 该注意力机制相较于 SE 注意力机制的区别是用 1×1 卷积替代全连接操作, 重点关注局部关键信息, 有参数量小的优势, 局部特征提取能力强的优势, 通过卷积操作进行特征提取后, 可提升模型对船舶轮廓等关键信息的关注程度。通过卷积后直连 CA 模块的方式在保证模型轻量化的同时有效提升改进的生成器 ResSECA-Net 的局部特征提取能力。

1.3.2 残差通道融合 SE 注意力机制

在 ResSECA-Net 网络中通过 SE 模块和残差连接相结合的方式融合 SE 模块, 主要思想是将模块的输入不经过卷积操作, 直接输入 SE 模块中处理, 并将处理后的信息与模块的输入和经过卷积及 CA 模块操作后的信息加和传入到下一层残差块中, 不经任何操作的残差连接能有效保留上一层传来的图像的原始信息, SE 模块的优势在于全连接操作, 提升网络处理特征复杂的船舶图像能力, 尤其是背景复杂、细节丰富的船舶航行图像。通过残差加和的方式融合 SE 模块在保证网络轻量化的同时能提升网络对全局信息的关注。

ResSECA-Net 网络在本身卷积操作后融合 CA 注意力机制, 在保证计算量增加不大的前提下提升生成器对局部细节的关注度, 强化网络对船舶、障碍

物等关键信息的处理能力,通过残差连接 SE 注意力模块保留上一维度的特征信息,并且提升模型对图像全局信息的捕获能力和网络对图像整体结构信息的处理能力,改进前后的残差块见图 3。

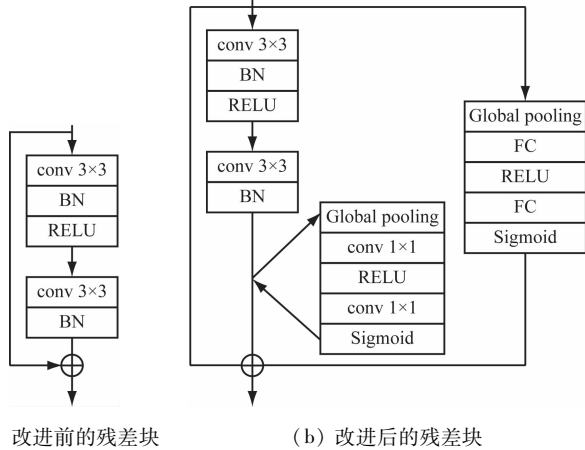


图 3 改进前后的残差块

Fig. 3 Comparison of the residual blocks before and after improvement

1.4 判别器

模型鉴别器采用的是 PatchGAN,鉴别器的主要作用是对生成器生成的图像进行判别,通过鉴别器的监督促进生成器生成更高质量的图像,PatchGAN 主要由多个卷积层、归一化层和 Leaky ReLU 激活函数组成。

1.5 损失函数

CycleGAN 网络整体的损失函数由循环一致性损失和生成对抗损失通过加权组成,具体计算为

$$L_{\text{CycleGAN}} = \lambda_{\text{GAN}} \cdot L_{\text{GAN}} + \lambda_{\text{Cycle}} \cdot L_{\text{Cycle}} \quad (4)$$

循环一致性损失是循环对抗神经网络中引入的核心思想,循环一致性损失保证 2 次图像转换的质量,通过约束第一次和最后一次生成图像的相似程度,以确保中间生成图像的质量。其具体计算方法为

$$L_{\text{Cycle}}(G, F) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + E_{y \sim P_{\text{data}}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1] \quad (5)$$

生成对抗损失是 CycleGAN 网络中的核心损失函数,生成对抗损失主要作用是约束生成器生成图像的质量,保证生成器生成的图像在完成高质量去雾任务的同时保证生成图像更接近真实图像,生成对抗损失主要由 2 个生成器的损失加和而成,其具体计算为

$$L_{\text{GAN}} = L_{\text{GAN}}(G, D_B, A, B) + L_{\text{GAN}}(F, D_A, B, A) \quad (6)$$

$$L_{\text{GAN}}(G, D_B, A, B) = E_{y \sim P_{\text{data}}(y)} [\ln D_B(y)] +$$

$$E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\ln(1 - D_B(G(x)))] \quad (7)$$

$$L_{\text{GAN}}(F, D_A, B, A) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\ln D_A(x)] + E_{y \sim P_{\text{data}}(y)} [\ln(1 - D_A(F(y)))] \quad (8)$$

2 试验验证

2.1 数据集介绍

试验选取真实航行过程中采集的船舶航行视频数据,并根据不同的船舶航行情景划分不同的试验场景,分别为拥挤水域的场景、开阔水域的场景和近海港口附近的场景。

1) 对于拥挤水域的场景,试验划分图像中船舶出现数量超过 10 辆为拥挤水域,文中定义为场景一。

2) 开阔水域主要考虑图像中船舶出现数量小于 10 艘的情况,文中定义为情景二。

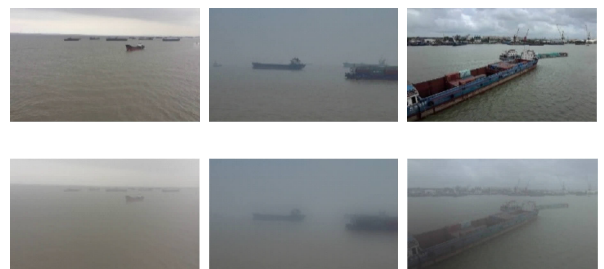
3) 对于近海水域的情况,文中定义为情景三。

图像中往往伴随着港口附近的建筑物和障碍物等,共截取 2 146 张图像作为训练数据集,训练数据集中包含 3 种场景下的图片,确保网络对不同的海事场景都能有效学习。另外选取 210 张具有代表性的真实船舶航行数据集,作为测试数据集,测试数据集同样包含 3 种情况下的真实船舶航行图像。

试验采用高斯模糊的方式对无雾情况下的海事船舶图像进行不同程度的加雾处理,模拟不同雾气程度下的船舶航行条件,高斯模糊的具体公式为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

式(9)中: (x, y) 为像素点的位置,是高斯函数权重计算的中心; σ 为滤波器的窗口大小,窗口越大,模糊效果越明显,决定模糊程度,数据集示例见图 4。



(a) 场景一加雾 (b) 场景二加雾 (c) 场景三加雾

图 4 数据集示例

Fig. 4 Dataset example

2.2 模型训练

模型整个架构通过 pytorch 实现,训练所使用的操作系统为 linux 系统,采用 RTX5000GPU 进行训练,显存为 16 GB,所有的训练数据被裁剪为 256×256 的分辨率大小,为确保网络收敛,进行 100 轮初

始训练轮次和 100 轮学习率衰减轮次,训练总时间为 23 h50 min20 s,训练一个轮次的平均时间大概为 7 分钟 9 秒,模型推理速度在测试样本中最长样本时间为 0.047 3 s,最短推理时间为 0.031 2 s,平均推理时间为 0.043 4 s,详细的模型训练参数见表 1。

当训练结束时,所有损失函数都趋于一个稳定值,模型在真实海事船舶数据集上实现较好的收敛。网络训练结果见图 5。

2.3 定性分析

试验通过对比常见的图像去雾方法,结合船舶航行过程中的去雾需求对去雾效果进行分析。

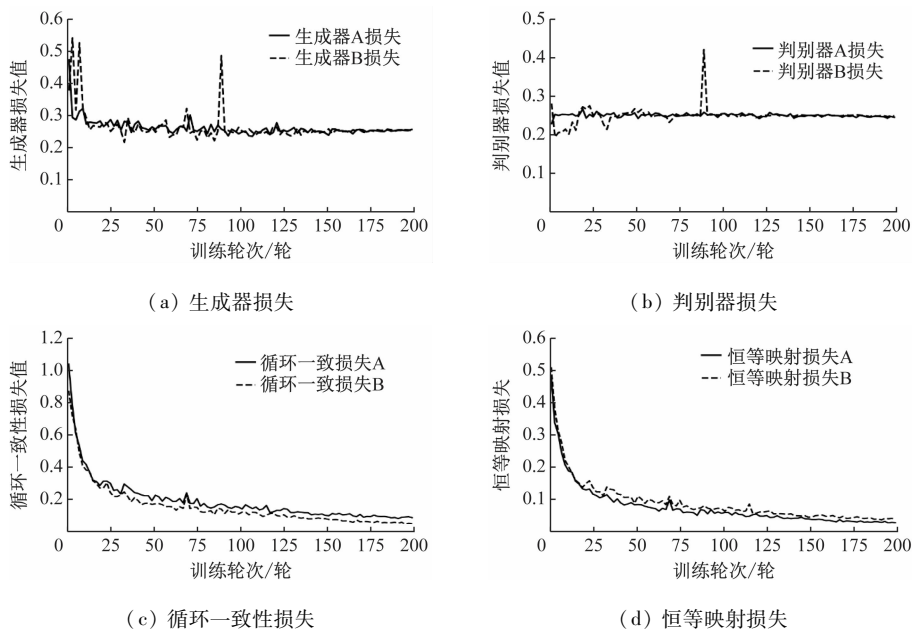


图 5 网络训练结果

Fig. 5 Training curves of the network

1) 对于拥挤水域,试验的结果见图 6。图 6 中:在海面拥挤的情况下,雾航状态下远处的船舶更加难以被观测到,在拥挤水域的情况下经过 DCP 网络的处理之后,整个海面会因为计算方法本身的弊端变得昏暗;针对 AOD-Net,该网络因自身很少的参数量,特征提取能力不足,对于小型船舶的特征提取能力弱;对于 GCA-Net 网络因其本身的网络设计特点,会将海面 and 天空等低纹理区域错误地识别为雾气,并对这些区域进行错误的处理,导致图像中存在大量的铁锈噪声;MSR、CycleGAN 和本文提出的方法在视觉层面上能较好地完成船舶图像去雾任务,但三者综合对比起来,本文提出的方法在细节还原、图像整体结构还原和色彩还原上有相对更好的效果。

2) 对于开阔水域去雾效果见图 7。图 7 中:船舶较少的情况下,海面天空等低纹理区域对雾气去

表 1 模型训练参数

Tab. 1 Model training hyperparameters

参数类型	参数值
批量大小	4
初始学习率	0.000 2
初始训练轮次/轮	100
学习率衰减轮次/轮	100
循环一致性损失权重	10
初始化增益	0.02
裁剪大小	256

除干扰更大,DCP、ADO-Net 和 GCA-Net 在处理低纹理区域没有较好的效果,网络对海面区域处理的不够理想,图像的昏暗感更重,没有在该情况下取得较好的效果;MSR 网络虽然有较好的去雾效果,但相比较原图像的颜色有较大程度的失真;CycleGAN 网络在某些海面区域有颜色变暗情况,但整体去雾效果较好,本文提出的方法在通过 CA 对图像不同区域的关注自适应调控,提升对船舶轮廓等重要信息的处理能力,并通过 SE 注意力机制提升对图像全局特征的增强,提升图像整体质量在海面区域、船舶细节还原等方面都有较好的提升。

3) 近海水域的图像去雾处理效果因为受海面建筑物的影响,对去雾任务的细节还原能力和图像颜色还原能力有更高的要求见图 8。图 8 中:传统的 DCP 去雾方法在此情形下没有较好的效果,图像整体颜色失真严重;模型结构简单的 AOD-Net 虽然

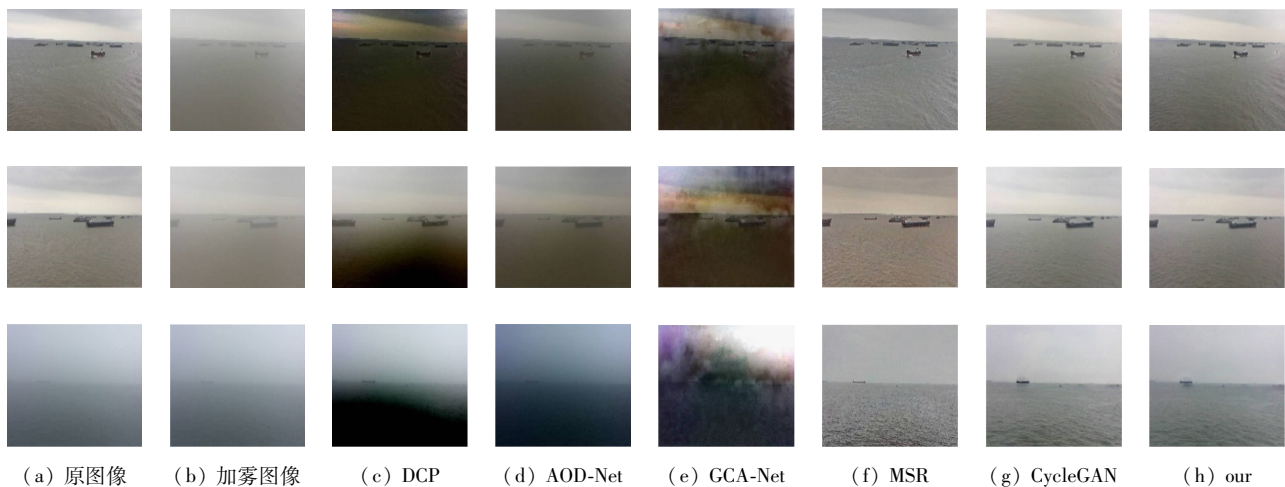


图6 拥挤水域去雾效果

Fig. 6 Defogging effect in crowded waters

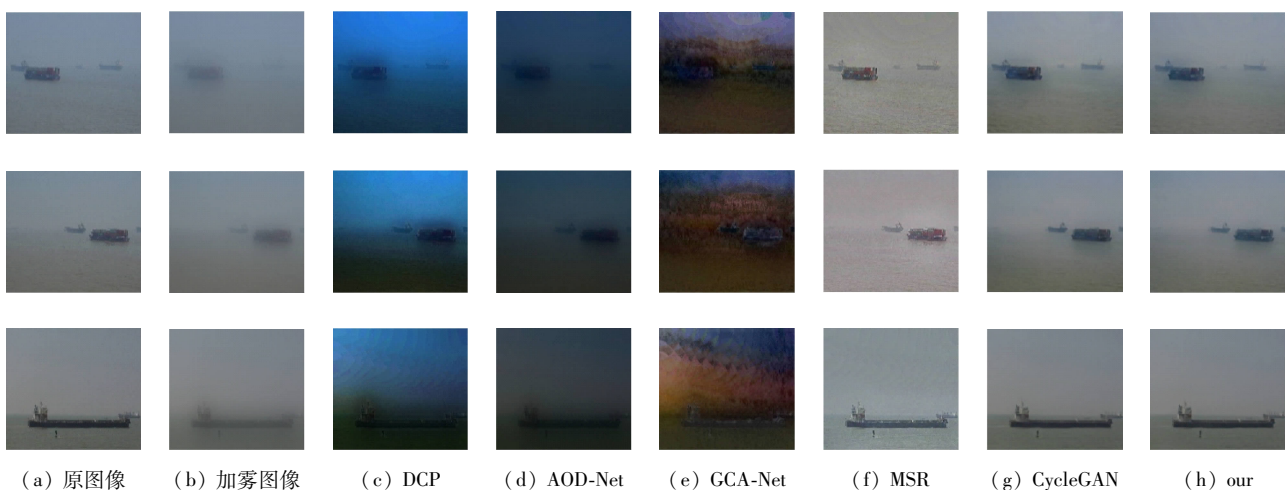


图7 开阔水域去雾效果

Fig. 7 Defogging effect in wide waters

有较快的处理速度,处理后的图像也有一定程度上的去雾效果,但整体颜色偏暗;GCA-Net 在此情形下虽然在水面等低纹理区域有铁锈色噪声干扰,但对于岸边的建筑设施等纹理较高的区域有较好的去雾效果;MSR 去雾效果较好,但对于颜色的恢复效果欠缺;本文方法相较于 CycleGAN 在较好的完成去雾任务的基础之上对色彩恢复有更优的性能。

试验通过对比模型处理的图像的具体细节验证改进后模型的鲁棒性结果见图 9。针对海面上船舶航行去雾图像,未改进的 CycleGAN 模型与改进后的模型对于较近较大的船舶都有不错的观测效果,对于低纹理区域以及小型船舶,未改进的模型对以上区域处理不够充分,由图 9a 和图 9d 可知:原模型对于小船舶以及远处船舶轮廓等细节还原不充分或难以还原,图 9a 中处理细节显示原模型对小型船舶轮廓信息处理边界模糊,不能较好地该情况下的图像去雾任务,并且还会生成类似黑色雾气的障

碍信息,改进后的模型基于 SE 和 CA 注意力模块,更有效地提升模型处理小型船舶轮廓等重要信息的能力;对于近海水域的图像,图 9c 结果显示原模型对小型船舶的还原能力不够强,且对于岸边建筑物信息也没有充分还原颜色信息和细节信息,本文提出的方法对小型船舶以及岸边建筑物的结构信息和颜色信息进行充分学习并较好地还原。

2.4 定量分析

试验通过对比真实船舶航行数据集在常见的去雾网络中的量化指标与本文提出方法的具体量化指标来说明本文提出方法的鲁棒性,采取的具体量化指标有峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, R_{PSN}), 结构相似性指数 (Structural Similarity Index, R_{SSIM})。

R_{PSN} 是衡量图像质量的重要指标,主要通过均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 进行计算, R_{PSN} 的数值

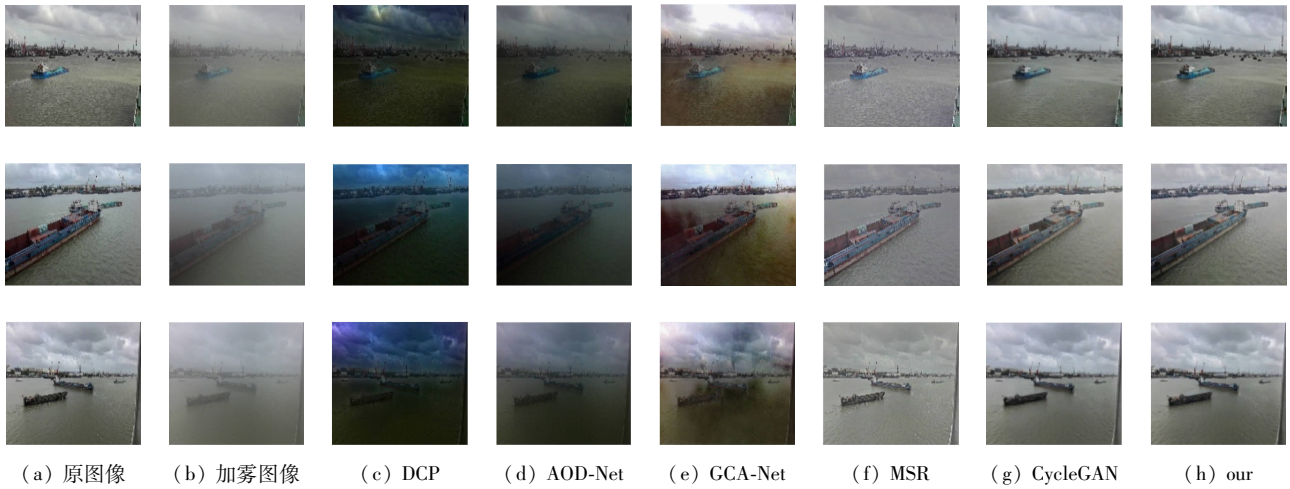


图8 近海水域去雾效果

Fig. 8 Defogging effect in offshore waters

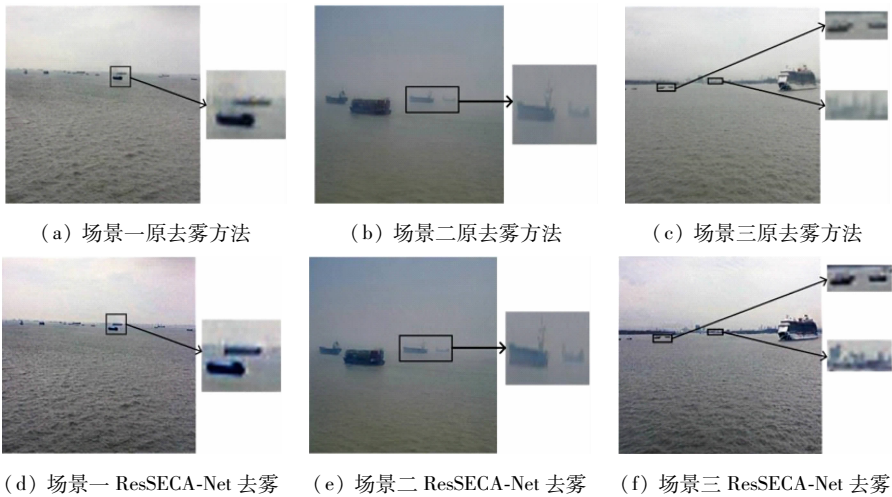


图9 网络改进前后去雾细节对比

Fig. 9 Comparison of dehazing details before and after network improvement

越大表示图像质量越好, R_{PSN} 的具体计算为

$$R_{PSN} = 20 \cdot \lg\left(\frac{R_{MAX}}{\sqrt{R_{MSE}}}\right) \quad (10)$$

$$R_{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (11)$$

R_{SSIM} 是用来评估两幅图像相似性的指标,能很好地反映经过去雾后的图像与原图像的相似度,其数值越接近1代表两幅图像的结构信息,颜色信息等越相似。 R_{SSIM} 具体计算为

$$R_{SSIM}(x,y) = [l(x,y)^\alpha + c(x,y)^\beta + s(x,y)^\gamma] \quad (12)$$

$$l(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (13)$$

$$c(x,y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (14)$$

$$s(x,y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} \quad (15)$$

式(12)~式(15)中: μ_x, μ_y 为 x, y 的平均值; σ_x, σ_y 为 x, y 的方差; σ_{xy} 为协方差; c 为常数。

在3种航行场景中的不同模型去雾指标见表2。表2显示在拥挤水域场景下 R_{PSN} 与 R_{SSIM} 分别提升1.411与0.023,该模型在多船场景下展现出良好的性能,在开阔水域的场景中, R_{SSIM} 提升相对较少,但 R_{PSN} 提升2.411,模型在开阔水域场景下生成较高质量的图像,在近海船舶场景下, R_{PSN} 与 R_{SSIM} 都得到较大提升,其中 R_{PSN} 提升1.987, R_{SSIM} 提升0.024,以上数据表示本文提出的模型在雾天船舶航行去雾任务中取得良好的性能。

3 消融试验

本文通过消融试验说明各模块在船舶去雾任务中的必要性,改进后的生成器参数数量见表3。

在不同场景下单个模块作用于各个场景的具体指标见表4。由表4可知:各个模块在本网络中都

表 2 不同模型去雾指标
Tab. 2 Dehazing indicators of different models

网络结构	场景一		场景二		场景三	
	R_{PSN}	R_{SSIM}	R_{PSN}	R_{SSIM}	R_{PSN}	R_{SSIM}
DCP	8.546	0.507	8.429	0.459	12.308	0.602
AOD-Net	12.826	0.702	11.324	0.463	12.500	0.642
GCA-Net	10.467	0.544	12.329	0.483	13.707	0.696
MSR	18.704	0.803	14.919	0.763	16.681	0.880
CycleGAN	25.912	0.847	24.207	0.789	25.772	0.862
ResSECA-Net	27.323	0.870	26.618	0.793	27.759	0.886

表 3 生成器参数数量
Tab. 3 Number of parameters in the generator

网络结构	参数量/M
ResNet	11 378
ResNet + SE	11 452
ResNet + CA	11 528
ResSECA-Net	11 602
PatchGAN	2 765

注:M 为百万。

有去雾任务中的必要性,其中拥挤水域中对于 R_{PSN} 值只通过 SE 模块会降低 R_{PSN} 的指标,但通过 CA 模块对图像细节通道特征的增强, R_{PSN} 指标得到约为 1 的提升,同时,SE 模块在近海水域场景对于 R_{PSN} 值提升了 1.3,并且该情况下 R_{SSIM} 都提升超 0.01,对于开阔水域场景,SE 与 CA 模块在处理海天背景较多场景时都对原模块有较好的提升 R_{PSN} 分别提升 0.98、1.05,开阔水域场景 2 种模块都增加的情况下 R_{SSIM} 也得到提升。同时在 2 个模块同时作用下,在 3 种场景下本文提出的模型指标都达到最优,论证

表 4 模块消融评价指标
Tab. 4 Module ablation evaluation index

网络结构	场景一		场景二		场景三	
	R_{PSN}	R_{SSIM}	R_{PSN}	R_{SSIM}	R_{PSN}	R_{SSIM}
Res-Net	25.912	0.847	24.207	0.789	25.772	0.862
Res-Net + CA	26.922	0.841	25.261	0.790	25.329	0.877
Res-Net + SE	25.627	0.816	25.188	0.778	27.075	0.886
ResSECA-Net	27.323	0.870	26.618	0.793	27.759	0.886

各个模块在不同场景下的必要性。

4 结束语

1) 本文提出一种改进的端到端的针对船舶雾天航行任务的网络,命名为 ResSECA-Net,通过融合多尺度通道注意力 SE 与 CA 实现图像通道自适应调控,并通过自建数据集和设计具体试验,通过具体指标论证本文提出网络的鲁棒性。

2) 后期的研究将对更多的航行场景展开研究,提升模型网络的迁移性,使网络能完成条件更加复杂的航行情况下的去雾任务,并对去雾网络原理深入研究,提升去雾网络的时效性。

参 考 文 献

- [1] 陈信强,高原,赵建森,等. 区域船舶交通流量预测 ChebNet-LSTM 模型 [J]. 上海海事大学学报, 2024, 45(1): 23-29.
CHEN X Q, GAO Y, ZHAO J S, et al. Regional ship traffic flow prediction model using ChebNet-LSTM [J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2024, 45(1): 23-29. (in Chinese)
- [2] 陈信强,陈建慧,刘恕浩,等. 基于语义分割和霍夫变换的可见光图像海天线检测方法 [J]. 中国航海, 2024, 47(4): 36-43.
CHEN X Q, CHEN J H, LIU S H, et al. Sea-sky-line detection method for visible image based on semantic

- segmentation and hough transform [J]. *China Navigation*, 2024, 47(4): 36-43. (in Chinese)
- [3] 王孝通, 郭珈, 金鑫, 等. 大气散射模型的海上视频图像去雾技术 [J]. *中国航海*, 2013, 36(1): 13-17. WANG X T, GUO J, JIN X, et al. Maritime video de-hazing technology based on atmosphere scatter model [J]. *Navigation of China*, 2013, 36(1): 13-17. (in Chinese)
- [4] HU K, ZENG Q, WANG J, et al. A method for defogging sea fog images by integrating dark channel prior with adaptive sky region segmentation [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(8): 1255.
- [5] 夏桂林, 尹勇, 神和龙, 等. 一种改进的海上目标高效去雾算法 [J]. *大连海事大学学报*, 2014, 40(4): 85-88. XIA G L, YIN Y, SHEN H L, et al. An improved effective haze removal algorithm for sea targets [J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2014, 40(4): 85-88. (in Chinese)
- [6] EHSAN S M, IMRAN M, ULLAH A, et al. A single image dehazing technique using the dual transmission maps strategy and gradient-domain guided image filtering [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 89055-89063.
- [7] 迟明善, 刘鹏杰, 张强, 等. 结合 Otsu 阈值优化和多尺度融合的海上图像去雾算法 [J]. *上海海事大学学报*, 2024, 45(3): 16-23. CHI M S, LIU P J, ZHANG Q, et al. Dehazing algorithm of maritime images combining Otsu algorithm threshold optimization and multi-scale fusion [J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2024, 45(3): 16-23. (in Chinese)
- [8] HASSAN N, ULLAH S, BHATTI N, et al. A cascaded approach for image defogging based on physical and enhancement models [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2020, 14(5): 867-875.
- [9] TANAKA H, TAGUCHI A. Brightness preserving generalized histogram equalization with high contrast enhancement ability [J]. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 2023, 106(3): 471-80.
- [10] SONI B, MATHUR P. An improved image dehazing technique using CLAHE and guided filter [C]. *Proceedings of the 2020 7th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. New York:IEEE,2020:902-907.
- [11] SABITHA C, ELURI S. Restoration of dehaze and defog image using novel cross entropy-based deep learning neural network [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(20): 58573-58606.
- [12] PANDEY P, GUPTA R, GOEL N. Enhancement of single foggy image using feature based fusion technique [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2025, 84: 1-24.
- [13] 陈遵科. 基于卷积神经网络的航标图像同态滤波去雾 [J]. *中国航海*, 2020, 43(4): 84-88. CHEN Z K. Homomorphic filtering for navigation-mark image dehazing with convolutional neural network [J]. *Navigation of China*, 2020, 43(4): 84-88. (in Chinese)
- [14] LIANG J, JU H, REN L, et al. Generalized polarimetric dehazing method based on low-pass filtering in frequency domain [J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1729.
- [15] 钟魁松, 冯治国, 张振博, 等. 雾天道路下智能车视觉图像实时快速去雾研究 [J]. *汽车技术*, 2022(5): 27-33. ZHONG K S, FENG Z G, ZHANG Z B, et al. Study on real-time and rapid de-fogging for intelligent vehicles on foggy roads [J]. *Automotive Technology*, 2022(5): 27-33. (in Chinese)
- [16] HUANG H, LI Z, NIU M, et al. A sea fog image defogging method based on the improved convex optimization model [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(9): 1775.
- [17] LI Z, ZHENG X, BHANU B, et al. Fast region-adaptive defogging and enhancement for outdoor images containing sky [C]. *Proceedings of the 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. New York:IEEE.
- [18] 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]. *China Navigation*, 2024, 47(1): 1551-1561. (in Chinese)
- [19] LI B, PENG X, WANG Z, et al. Aod-net: all-in-one dehazing network [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. New York: IEEE, 2017: 4770-4778.
- [20] CHEN D, HE M, FAN Q, et al. Gated context aggregation network for image dehazing and deraining [C]. *Proceedings of the 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. New York: IEEE, 2019: 1375-1383.
- [21] WANG W, HU H, CAO S, et al. Adaptive single image defogging based on sky segmentation [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(30):

- 46521-46545.
- [22] 吴峻江, 储珺, 卢昂, 等. 基于感知监督和多层次特征融合的去雾算法 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(21): 204-213.
WU J J, CHU J, LU A, et al. Perceptual supervision-guided and multi-hierarchical feature fusion for image dehazing [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(21): 204-213. (in Chinese)
- [23] LI R, PAN J, LI Z, et al. Single image dehazing via conditional generative adversarial network [C]. Proceedings of the Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 8202-8211.
- [24] CHAITANYA B S, MUKHERJEE S. Single image dehazing using improved cycleGAN [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 74: 1-10.
- [25] 潘玉恒, 刘泽帅, 鲁维佳, 等. 基于生成式对抗网络与 ResNeXt 的车道线检测算法 [J]. 公路交通科技, 2024, 41(12): 39-47.
PAN Y H, LIU Z S, LU W J, et al. Traffic line detection algorithm based on generative adversarial networks and ResNeXt [J]. Highway and Transportation Science and Technology, 2024, 41(12): 39-47. (in Chinese)
- [26] GUO C, LIAN J, LI W. Single image dehazing based on multi-scale channel attention mechanism [C]. Proceedings of the 2022 3rd International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning & International Conference on Computer Engineering and Applications (CVIDL & ICCEA), New York: IEEE, 568-573.
-
- (上接第 45 页)
- [10] 张金奋, 王志康, 吴达, 等. 考虑极地船舶航行风险的 A* 路径规划算法 [J]. 中国航海, 2024, 47(2): 19-24.
ZHANG J F, WANG Z K, WU D, et al. Risk-A path planning algorithm for Arctic shipping [J]. Navigation of China, 2024, 47(2): 19-24. (in Chinese)
- [11] 程杰, 陈姚节. 基于正六边形建模的无人水面艇路径规划 [J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(11): 37-41.
CHENG J, CHEN Y J. Path planning of unmanned surface vehicle based on regular hexagon modeling [J]. Computer Technology and Development, 2020, 30(11): 37-41. (in Chinese)
- [12] 张浩, 庞宁林, 胡安康, 等. 基于改进 A* 算法融合角度信息的船舶路径规划 [J]. 上海海事大学学报, 2023, 44(2): 6-10.
ZHANG H, PANG N L, HU A K, et al. Ship path planning based on improved A* algorithm and adding angle information [J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2023, 44(2): 6-10. (in Chinese)
- [13] 刘钊, 罗辰汉, 张明阳. 多碍航物水域救援船路径规划方法 [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(7): 90-97.
LIU Z, LUO C H, ZHANG M Y. Path planning method of rescue ships in waters with multiple obstacles [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(7): 90-97. (in Chinese)
- [14] 陶哲, 高跃飞, 郑天江, 等. 基于 A* 算法在蜂巢栅格地图中的路径规划研究 [J]. 中北大学学报(自然科学版), 2020, 41(4): 310-317.
TAO Z, GAO Y F, ZHENG T J, et al. Research on path planning in honeycomb grid map based on A* algorithm [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2020, 41(4): 310-317. (in Chinese)
- [15] HER I. Geometric transformations on the hexagonal grid [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1995, 4(9): 1213-1234.