

doi: 10.7690/bgzdh.2023.02.004

一种基于条件生成对抗网络的单幅图像去雾算法

钱 坤^{1,2}, 李晨瑄¹, 陈美杉¹, 冯宗亮²

(1. 海军航空大学岸防兵学院, 山东 烟台 264000; 2. 中国人民解放军 32127 部队, 辽宁 大连 116100)

摘要: 针对雾(霾)会显著降低基于图像制导武器的可见光侦测设备成像质量, 从而干扰对目标精确识别的问题, 提出一种基于条件生成对抗网络的单幅图像去雾算法。在生成器下采样中使用软池化运算, 以提高细粒度特征的提取能力; 加入全局平均池化层, 旨在消除图像边缘的震荡效应, 提高去雾图像清晰度; 简化判别器结构, 优化损失函数权重值确定方法, 提升网络模型训练效率。实验结果表明: 去雾后的图像清晰锐利, 色彩自然, 在结构相似性、峰值信噪比和图像信息熵等客观定量指标上优于经典去雾算法, 对去雾后图像进行目标检测的平均精度均值提升了 4.13%。

关键词: 图像去雾; 条件生成对抗网络; 软池化; 损失函数; 目标识别

中图分类号: TP39 **文献标志码:** A

A Single Image Defogging Algorithm Based on Conditional Generative Countermeasure Network

Qian Kun^{1,2}, Li Chenxuan¹, Chen Meishan¹, Feng Zongliang²(1. School of Coastal Defense, Naval Aviation University, Yantai 264000, China;
2. No. 32127 Unit of PLA, Dalian 116100, China)

Abstract: Fog (haze) can significantly reduce the imaging quality of visible light detection equipment based on image-guided weapons, thus interfering with the accurate recognition of targets. To solve this problem, a single image defogging algorithm based on conditional generation countermeasure network is proposed. Soft pooling operation is used in the sampling of the generator to improve the extraction ability of fine-grained features. The global average pooling layer is added to eliminate the oscillation effect of image edges and improve the definition of defogged images. The structure of the discriminator is simplified, and the method for determining the weight value of the loss function is optimized to improve the training efficiency of the network model. The experimental results show that the defogged image is clear and sharp with natural color, and it is superior to the classical defogging algorithm in objective quantitative indicators such as structure similarity, peak signal to noise ratio and image information entropy. The average accuracy of target detection in defogged image is improved by 4.13%.

Keywords: image defogging; conditional generative countermeasure network; soft pooling; loss function; target recognition

0 引言

在雾(霾)情况下, 受空气中微小颗粒的影响, 成像系统所采集图像整体色彩偏向灰白, 并使图像内容模糊不清。这种图像退化从本质上可以解释为: 图像的对比度降低和颜色失真使其整体偏向灰白色调, 而随着景深变远, 对比度衰减加剧, 微小颗粒散射作用更加明显, 会加重图像的模糊程度。图像去雾的目的是恢复图像对物体细节的描述能力, 以便后续分割识别、行为检测等工作的开展。特别是近海海面雾气多发, 海雾在很大程度上会影响可见光侦测设备的成像质量, 情况恶劣时会严重制约其观测能力, 所以图像的去雾算法研究有着很强的理

论价值和实际意义。在图像去雾算法中, 主要可以分为基于图像增强的去雾算法和基于物理模型的去雾算法。

基于图像增强的去雾算法没有考虑雾(霾)对图像退化的作用机制, 单纯从图像处理的角度对图像对比度、亮度进行矫正, 由于忽略了雾气形成机制的研究, 缺乏严谨物理模型的构建, 所以在增强处理中容易造成增强过度, 主观感受不自然和清晰度改善不佳的情况。其中有代表性的算法有直方图均衡算法^[1]、同态滤波算法^[2]、小波变换算法^[3]和 Retinex 方法^[4-5]等。

基于物理模型的去雾算法以大气物理散射模型^[6]为基础, 在有雾图像和无雾图像之间构建了严

收稿日期: 2022-10-23; 修回日期: 2022-11-28

基金项目: 装备预研领域基金(6140247030216JB14004)

作者简介: 钱 坤(1986—), 男, 吉林人, 博士, 从事计算机视觉、图像处理、模式识别研究。E-mail: qk18900992305@163.com。

谨的数学表达，其核心思想是用合适的方法估算出大气光成分和透射率，而后反演出无雾图像。主要方法有基于深度信息方法、基于偏振光方法和基于先验知识方法等。

随着计算机算力的爆发式增长，基于深度学习的去雾算法成为研究热点，卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)先后应用于这一领域并取得了良好效果。Cai 等^[7]提出的 DehazeNet 采用 CNN 架构，可以直接学习并估计透射率与有雾图像的关系，逆向求解输出无雾图像，运用新的双边整流线性单元(bilateral rectified linear unit, BReLU)激活函数，取得了较好效果。Li 等^[8]提出的一体化去雾网络(all-in-one network, AOD-Net)，其创新在于不再需要具体估算传输矩阵和大气光等中间参数，通过训练可以直接使用轻量级的 CNN 生成对应的清晰图像。文献[9]提出一种利用叠加条件的 GAN，用 3 组 GAN 在 RGB 每个颜色通道上分别独立去雾，并提出一种基于条件概率模型的多损失函数方案，在模型收敛速度和泛化能力上都有相应提升，这种“分而治之”的思想很有启发意义。

为有效解决雾天可见光成像退化问题，精准还原图像细节，笔者提出一种基于条件生成对抗网络的去雾算法，设计一种新的对称式卷积生成器，在下采样过程中使用了软池化运算，进一步提升了特征提取精度和运算效率，为更精确地描述去雾图像和真实无雾图像之间的差距，完善网络模型，在损失函数设计中，使用网格搜索和随机搜索相结合的方法，进行超参调节，进而优化了网络训练过程。实验结果表明，笔者提出算法的去雾效果主观观感更加自然，同时，在结构相似性、峰值信噪比和图像信息熵等评价指标上均有不同程度提升，反映算法能够较好地复原图像细节信息。最后，结合轻量化目标识别网络架构 YOLOv5，对含有舰船目标的海上图像去雾后再进行检测识别实验，在平均精度均值(mean average precision, mAP)上相较于去雾前提升了 4.13%，进一步证明了去雾算法的有效性和实用性。

1 条件生成对抗网络

GAN^[10]于 2014 被提出，其借鉴了博弈论的思想，运用概率和统计理论，采用深度学习网络来生成数据样本，GAN 最大的创新在于生成器参数的迭

代优化只受到判别器反向传播的驱动，而不依赖于样本数据，从而摆脱了复杂的马尔科夫链。GAN 已经被广泛应用在了图像合成、风格迁移、超分重建等图像处理领域，取得了较好的效果。

1.1 GAN 的结构

GAN 的结构主要由生成器(generator)和判别器(discriminator)组成，生成器生成伪造数据，连同真实数据送给判别器判别真伪，判别器将判别误差反馈回生成器，之后生成器和判别器根据判别误差各自优化参数，而后进行下一轮训练，直至判别器对真实数据和生成数据的判别概率达到 50%，即达到“纳什均衡”，标志着训练结束，结构如图 1(a)所示。但传统的 GAN 也存在一定问题，如训练不稳定，生成数据不受限制等。为此，给 GAN 加上适当的约束条件就成为了条件生成对抗网络^[11](conditional generative adversarial nets, CGAN)，其结构如图 1(b)所示。

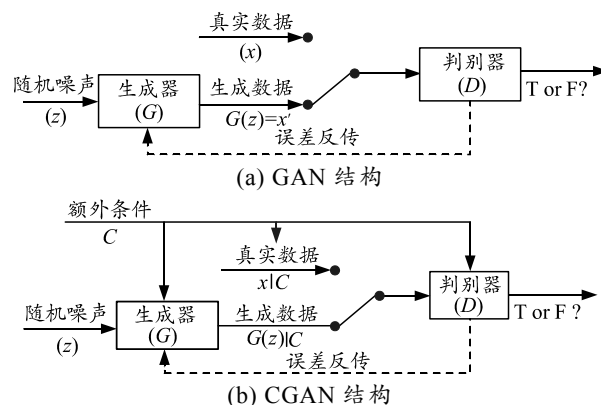


图 1 GAN 结构和 CGAN 结构

1.2 CGAN 的结构

CGAN 是在生成器、判别器和真实数据中增加一个额外的条件约束 C ，条件约束的形式灵活多样，既可以是类别标签，也可以是图像语义或其他信息。GAN 在特定条件 C 的约束下引导数据生成过程，避免了生成数据自由度过大的问题，使 GAN 从无监督的学习转化为有监督的学习。

2 基于条件生成对抗网络的去雾算法

针对传统去雾算法存在的去雾不彻底、去雾后图像颜色失真和细节丢失的问题，笔者提出一种基于 CGAN 的去雾算法(CGAN-dehazingnetworks, CGAN-DN)，其中的条件约束为有雾图像，算法过程为：首先将有雾图像输入生成器进行去雾处理，输出去雾图像；将有雾图像和去雾后图像送入判别

器, 判别器输出判别结果, 结果在 0~1 之间, 表示判别器的判别概率; 再将无雾图像和真实无雾图像送入判别器, 再次输出判别结果; 计算 2 次判别结果的概率差异值, 并将判别误差分别反馈给生成器和判别器进行迭代学习, 当 2 次判别结果概率差值为 0 或条件最优解时, 表明判别器已无法分辨出去雾图像和真实无雾图像, 表征网络成功收敛, 算法训练结束, 即得到 CGAN-DN 网络, 算法过程如图 2 所示。

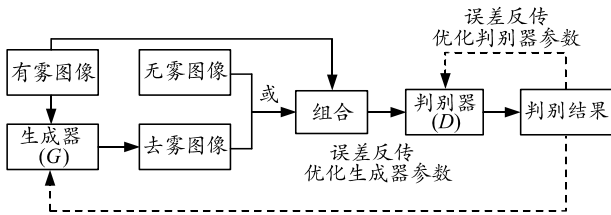


图 2 基于 CGAN 的去雾算法过程

2.1 基于全局平均池化的生成器

生成器的作用就是将输入的有雾图像, 处理生成为去雾图像。笔者提出算法的生成器采用对称式卷积神经网络结构, 前半部分为编码器, 后半部分为解码器, 共由 12 个卷积层、6 个池化层和 1 个全局平均池化层组成, 具体网络参数见表 1, 结构如图 3 所示。

表 1 生成器网络参数

层数	卷积核尺寸/像素	步长	边缘填充	激活函数
卷积 1	3×3×1×64	1	1	LReLU
卷积 2	3×3×64×64	1	1	LReLU
卷积 3	3×3×64×1	1	1	Tanh
反卷积 1	3×3×1×64	2	1	ReLU
反卷积 2	3×3×64×64	2	1	ReLU
反卷积 3	3×3×64×1	2	1	Tanh
软池化层	2×2	2	0	
全局池化层	64×64	1	0	--

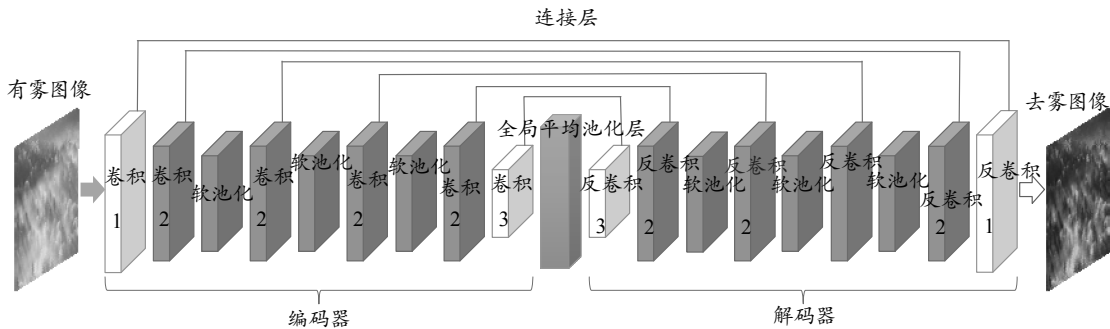


图 3 生成器网络结构

前半部分的编码器由 6 个不同尺度的卷积层和穿插其中的 3 个池化层共同组成, 多尺度卷积用来更好地提取不同尺度的图像特征, 捕捉语义信息, 增强网络的学习能力; 池化层负责特征提取后的降维, 减少参量和运算开销, 同时还有保持特征不变性的作用, 以提升模型泛化能力。

后半部分的解码器与编码器是对称设置的, 利用多维度特征可以进行精确地定位, 用以从特征图中解码生成清晰的无雾图像, 这样可利用较少的图像进行端到端的训练。

在卷积层中还有对称设置的跳跃连接, 一方面可以减少运算中可能丢失的图像信息, 另一方面可以直接将浅层特征直接传递给解码器, 提高网络训练效率。

编码器中的卷积(conv)模块首先执行卷积运算下采样操作, 用以提取不同尺度的特征, 而后进行归一化处理, 使图像转换成需要的标准形式, 方便后续的特征提取和池化运算, 同时赋予其仿射变换不变性, 使之能够解决各类几何变换; 最后使用

LReLU 函数或 Tanh 函数作为激活函数, 增加神经网络模型的非线性。

卷积运算后的池化过程中, 引入软池化^[12]进行运算, 相比传统的最大值池化(max pooling), 软池化是一种更为高效的池化操作。不同于最大值池化, 软池化是可微的, 且其每次反向传播的梯度值都可以得到更新。软池化通过小幅增加内存开销, 综合利用池化内核中的所有激活因子, 达到最大程度保留特征图中细粒度信息的目的。

与传统方法不同的是, 在 CGAN-DN 生成器与判别器之间增加了全局平均池化层, 它能够使之前提取的不同尺度特征图转换成一个规范值, 这样的目的在于减少图像边缘的震荡效应, 使复原后的图像看起来更加清晰锐利, 消除由雾气带来的模糊感, 减少图像失真。

解码器对图像特征参数进行逆运算, 使用反卷积运算执行上采样操作, 逐层恢复图像细节特征, 结合跳跃连接的输入, 使重建后的图像边缘清晰且细节丰富。

2.2 基于 PatchGAN 的判别器结构

判别器的结构由多层不同尺度的卷积构成，它的输入是图像，输出是一个标量数值，代表输入图像是去雾图像的概率。判别器在同一轮学习中 2 次判别结果的差异值会反馈给生成器和判别器，用于网络的迭代优化。

传统判别器通常使用大量的全连接层进行逐像素判别，结果仅输出一个评价值(true 或 false)，所以存在运算效率低下和评判结果过于极端的不足。而 PatchGAN 采用分块判别，运用滑动窗口方式，逐块比较后输出判别矩阵，最后取判别矩阵均值作为判别概率输出。通过大量实验证明，当滑动窗口，即感受野尺寸采用 70×70 时^[13]，效果最佳。

笔者对原有 PatchGAN 进行了结构上的简化，减少了卷层数，旨在进一步提升运算效率，该判别器由 4 个卷积层构成，再通过 S 型曲线激活函数(sigmoid)后，给出判别概率，具体网络参数见表 2，具体结构如图 4 所示。

表 2 判别器网络参数

层	卷积核尺寸/像素	步长	边缘填充	激活函数
卷积 1	$3 \times 3 \times 1 \times 64$	2	1	LReLU
卷积 2	$3 \times 3 \times 1 \times 128$	2	1	LReLU
卷积 3	$3 \times 3 \times 1 \times 256$	2	1	LReLU
卷积 4	$3 \times 3 \times 1 \times 512$	2	1	LReLU

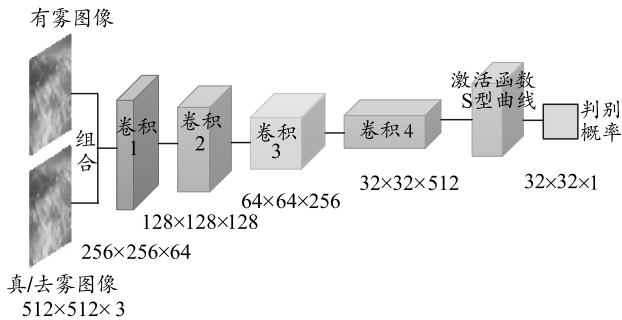


图 4 判别器网络结构

2.3 损失函数设计

设计并优化损失函数，对于加快网络模型收敛速度和提高算法去雾能力有着重要作用。算法中的

损失函数包括： L_1 范数损失函数 (L_1 -Loss)、 L_2 范数损失函数 (L_2 -Loss)、 L_p 感知损失函数 (perceptual loss) 和 L_{Adv} 生成器对抗损失函数 (adversarial loss)。生成器的总体损失函数如式(1)，优化目标是让 L_G 取到最小值。

$$L_G = \omega_{L_1} L_{L_1} + \omega_{L_2} L_{L_2} + \omega_p L_p + \omega_{Adv} L_{Adv} \quad (1)$$

L_1 -Loss 又称最小绝对值偏差，能够精确捕捉到图像中的低频分量，即颜色变化不是很剧烈的色块，能够有效减少图像中的伪影^[14]，使图像恢复清晰，定义真实的无雾图像为 x ，有雾图像为 y ，随机噪声为 z ，有雾图像用生成器生成的去雾图像为 $G(y, z)$ ，则 L_1 损失如式(2)：

$$L_{L_1} = E_{x, y, z} [|x - G(y, z)|_1] \quad (2)$$

L_2 -Loss 又称最小平方误差，特点是对异常点敏感度高，能够显著加快训练时间，且有稳定解， L_2 -Loss 如式(3)：

$$L_{L_2} = E_{x, y, z} [|x - G(y, z)|_2] \quad (3)$$

Perceptual Loss 在形式上与 L_2 -Loss 类似，但计算的空间不再是图像空间，而是转移到了所用训练网络提取的特征空间。算法中运用文献[15]提出的超分辨率测试序列 (visual geometry group, VGG) 网络，用以解决权重确定的初始化问题，VGG 的特点是由浅入深地逐步训练，即在小部分网络收敛稳定后，再逐步加深网络，直至训练完成。为计算 Perceptual Loss，首先在 VGG 网络上进行训练，令 $\phi_i(x)$ 表示神经网络第 i 层提取的特征图^[16]， L_p 如式(4)：

$$L_p = \|\phi_i(x) - \phi_i[G(y, z)]\|_2^2 \quad (4)$$

在构造的 VGG 网络过程中，简化结构对于减少参数量，减轻运算开销十分重要；因此，笔者运用的 VGG 网络选择了最简单的形式， i 取 11^[17]，其中包含了 3 个全连接层和 8 个卷积层，卷积核尺寸统一为 3×3 ，最大池化尺寸 2×2 ，即从第 11 层提取的特征图来计算真实无雾图像和去雾图像间的损失，VGG 网络及参数如图 5 所示。

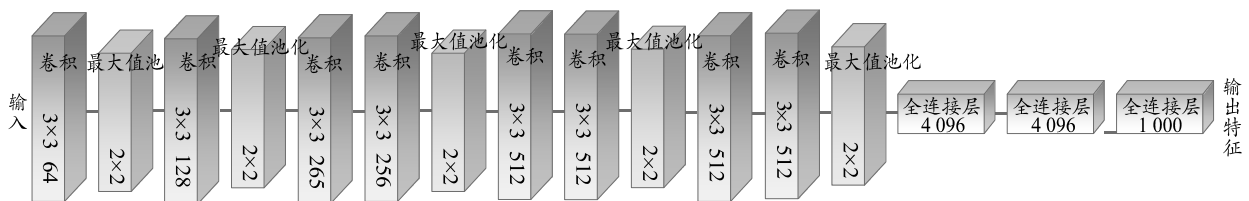


图 5 VGG 网络结构

Adversarial Loss 可以由 CGAN 的目标函数得出，如式(5)：

$$L_{Adv} = E_{y, x} [\log(D(y, x))] + E_{x} [\log(1 - D(y, G(y, z)))]. \quad (5)$$

式中 $D(y, x)$ 为判别器判断输入 y 是否与输入 x 的相似性，并输出一个相似概率。

综上， L_G 如式(6)：

$$L_G = \omega_{L_1} L_{L_1} + \omega_{L_2} L_{L_2} + \omega_P L_P - E_{y, G(y, z) \sim P_g} [D(y, G(y, z))]. \quad (6)$$

在训练过程中期望的结果是生成器的损失函数 L_G 最小化，而判别器的损失函数 L_D 最大化， L_D 可以表示为：

$$L_D = E_{y, x \sim P_r} [D(y, x)]. \quad (7)$$

在确定式(1)中各个损失函数相应权重过程中，采用分置策略，即先单独求出每个损失函数在收敛时的数值，数值的大小能够表征该损失函数在 L_G 中所占比重，通过计算得到当各损失函数收敛时有 $L_{Adv} > L_{L_2} > L_P > L_{L_1}$ ，所以当把各损失函数控制在同一数量级下时，对应权重为 $\omega_{L_1} > \omega_{L_P} > \omega_{L_2} > \omega_{Adv}$ ，再对各自权重值进行赋值。赋值过程参考网格搜索法，在一定范围内进行参数赋值和穷举计算，找出一定

范围内的最优组合。例如可以让 4 个权重值相加等于 1，并分别赋值 0.1、0.2、0.3、0.4，再使用列表穷举法，列出所有可能的排列组合，并在 L_G 取最小值条件下确定更精确的权重值取值大小^[18]。

3 实验测试和结果分析

3.1 数据集、参数设置及实验环境

去雾算法为了建立由有雾图像到无雾图像的映射，要求在同一场景下有雾与无雾图像成对地出现，但在自然情况下建立该数据集是非常困难的，所以去雾算法常用的大规模数据集多为人工合成。笔者采用真实感单幅图像去雾 (realistic single image dehazing, RESIDE) 数据集^[19]，示例如图 6 所示，该数据集是在 NYU v2 数据集^[20]基础上建立的，包含 1 399 张真实的清晰图像，并为每张清晰图像合成了 10 张有雾的模糊图像，用于对网络模型进行训练。RESIDE 的测试集分为综合目标测试集 (synthetic objective testing set, SOTS) 和混合主观测试集 (hybrid subjective testing set, HSTS)，测试集中的图像也是由算法合成得到，用于主客观综合评价使用。

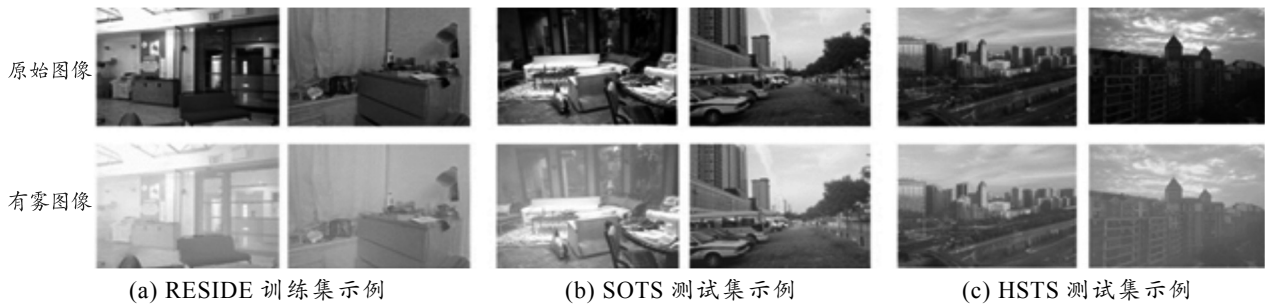


图 6 RESIDE 数据集示例

同时，针对海上作战实际需求，为验证可见光图像制导在海雾条件下的适用性，还自制了一个含有舰船目标的海上有雾图像数据集，运用这个数据集一方面可以测试算法在滤除自然界真实雾(霾)的能力，另一方面结合目标检测识别算法，可以对比去雾前后目标检测和识别能力的差别，全面检验算法的实际应用能力和潜力。该数据集图像采集自烟

台港附近，通过长焦镜头拍摄，共 388 张，分辨率统一调整为 512×512，如图 7 所示。

在条件生成对抗网络中，输入图像为 512×512，初始学习率为 1×10^{-4} ，每批处理的样本数 (batchsize) 为 2，训练 100 个周期，并使用 Adam 优化器，损失函数权重值 $\omega_{Adv}=0.01$ ， $\omega_{L_2}=0.2$ ， $\omega_{L_P}=3$ ， $\omega_{L_1}=4$ 。实验环境如表 3 所示。



图 7 海上有雾图像数据集示例

表 3 实验环境

操作系统	CPU	GPU	GPU 显存	内存	加速环境	显卡驱动版本	Pytorch 版本	Python 版本
Windows10	i7-9700 3.00 GHz	NVIDIA 2060 SUPER	8GB	16G	CUDA v11.0、 CuDNN v7.6	27.21.14.6172	1.7	3.8.5

3.2 主观视觉效果定性评价

将训练完成后的算法在 SOTS 数据集和 HSTS 数据集上进行测试，其中 SOTS 数据集分为室内和室外图像，HSTS 数据集全部为室外图像。为了验

证改进算法的有效性，实验结果分别与暗通道先验^[21](dark channel prior, DCP)，Retinex^[22]，DehazeNet，AOD-Net 和传统 CGAN^[23]等经典去雾算法进行了对比与分析，实验结果如图 8 所示。

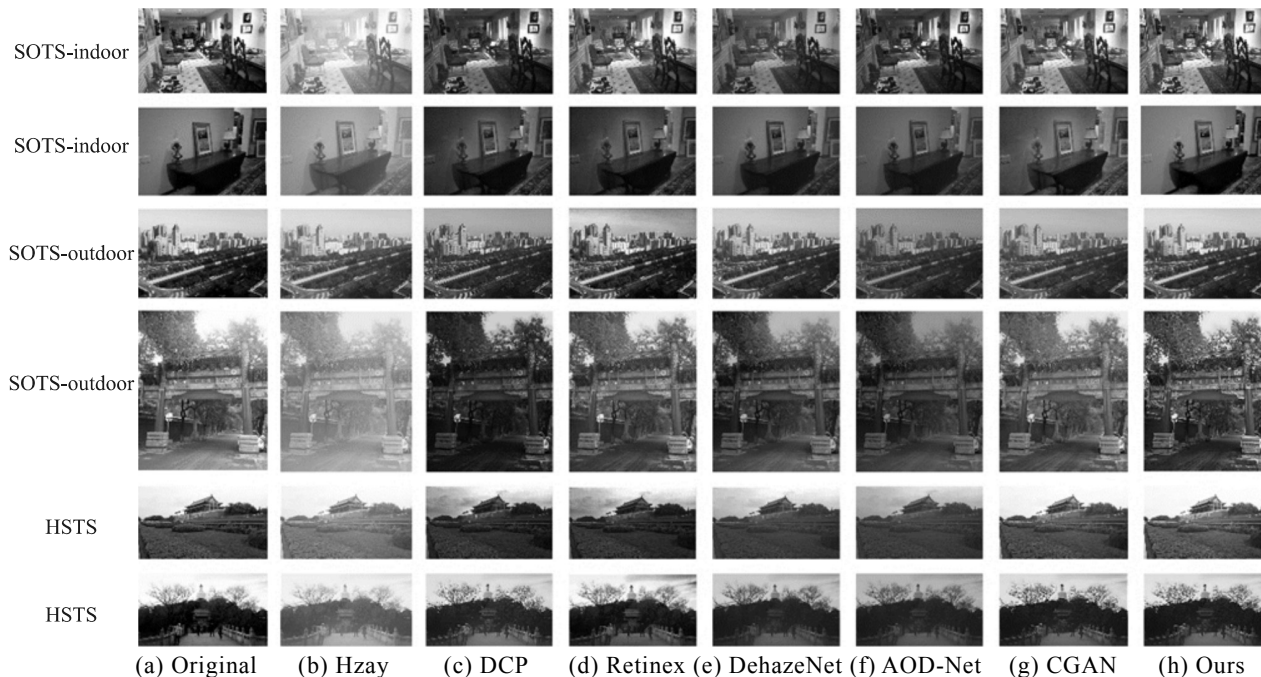


图 8 不同算法去雾效果主观对比实验

由上图所示实验结果可知，上述算法均能在一定程度上对图像进行去雾操作，效果各有特点。DCP 算法整体去雾效果较好，但图像整体偏暗，部分区域过暗，导致图像细节的清晰度不足；Retinex 算法去雾效果也较为理想，但出现了色彩偏移和饱和度过高的情况，天空部分出现了明显的颜色失真，观感不自然；DehazeNet 算法和 DCP 算法比较相似，都出现了整体偏暗现象，且主观感觉景深较大处的去雾气效果有待提升；AOD-Net 算法的对比度复原能力一般，雾气有残留，同时也伴有整体偏暗的现象；CGAN 算法去雾效果明显，在保持了图像亮度的情况下对比度得到了显著提升，边缘比较清晰；笔者所提算法针对人工合成图像去雾效果彻底，图像细节信息复原精准，相较 CGAN 算法色彩还原更

准确，图像边缘更锐利，主观观感更加清晰自然。

3.3 多类别统计度量指标客观评价

去雾算法的性能优劣可以通过多个客观指标进行评价，通常有结构相似性(structural similarity, SSIM)、峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和图像信息熵(H)等。结构相似性是用来表征 2 幅图像相似程度的指标，取值范围是[0, 1]，当 SSIM 值为 1 时，表示 2 幅图像完全一致；峰值信噪比用来衡量经过处理后图像的品质，数值越大表示失真越小，单位是 dB；图像信息熵描述了像素所处位置的灰度信息和像素邻域的灰度特征，图像信息熵越大，表明图像纹理细节越丰富，对于后续的分割检测识别等工作可能更有利。笔者所提算法与其他算法的对比结果如表 4 所示。

表 4 不同算法的客观性能指标对比

指标	DCP	Retinex	DehazeNet	AOD-Net	CGAN	Proposed method
SSIM	0.831 7	0.827 0	0.843 4	0.869 1	0.884 5	0.902 2
PSNR/dB	17.473 3	17.081 6	19.713 2	19.368 4	20.505 7	21.228 5
H	7.179 4	7.367 3	7.399 5	7.582 1	7.763 2	7.830 6

由上表可知，笔者所提算法在 SSIM、PSNR 和 H 3 个指标上都有较好的表现，对比传统 CGAN 在 SSIM 提升了 2%，在 PSNR 上提升了 3.5%，在 H 上小幅提高了 0.87%。

为了衡量算法执行效率，需要对算法的时间开销进行计算，在相同实验环境中对上述算法进行对

比测试，得到处理单幅图像的时间开销，输入图像分辨率均为 512×512，具体结果如表 5。笔者所提算法单幅图像去雾的时间开销，在基于物理模型的去雾算法中，表现相对较好，比照传统 CGAN 也有 0.6%的小幅提高。

表 5 不同算法的计算时间

算法	DCP	Retinex	DehazeNet	AOD-Net	CGAN	Proposed method
时间/s	0.183 3	0.143 4	0.871 5	0.832 7	0.825 8	0.820 6

3.4 去雾前后目标检测效果对比

图像去雾的目的是更好地提升图像质量，恢复图像细节，用以提升后续的分割精度和识别检测准确率，为进一步检验笔者所提算法在实际应用背景中的效果，将采集自烟台港附近的含有海上舰船目标的有雾图像和经过算法处理后的去雾图像分别在轻量化目标检测网络 YOLOv5 中进行检测，通过计算目标检测的 mAP 来评价去雾算法对目标检测效果的改善程度。

所用 YOLOv5 模型在 PASCAL VOC 2007 数据集上训练，并在自制的舰船目标及其关键部位数据集上进行了迁移学习，舰船目标及其关键部位数据集共有 1 554 幅图像，标注有 7 类目标(包括航空母舰、驱逐舰、桅杆、驾驶舱、相控阵雷达天线、舵机舱和民用船只)，平均每幅图像 3.37 个目标。同时，将含有舰船目标的海上有雾图像按照 PASCAL

VOC 格式标注，平均每幅图像含有 3.28 个目标。由表 6 结果可知，去雾后的图像对比有雾图像在识别目标 mAP 上提升了 4.13%，去雾算法能够有效提升检测识别的效果。

表 6 去雾前后目标检测效果对比

检测对象	mAP/%
原始有雾图像	72.42
经去雾后图像	76.55

图 9 为含有舰船目标的海上图像去雾前后进行目标检测的效果对比图，第 1 行为实地拍摄的真实有雾图像，第 2 行为其对应的去雾后图像，通过对比，显示出网络对于自然界中真实的雾气也有着良好的消除效果，去雾后的图像色彩饱和度更高，消除了雾气产生的灰白感，图像清晰度更高，对比度也更强，主观观感通透自然，验证了网络对于自然界真实雾气的消除能力。

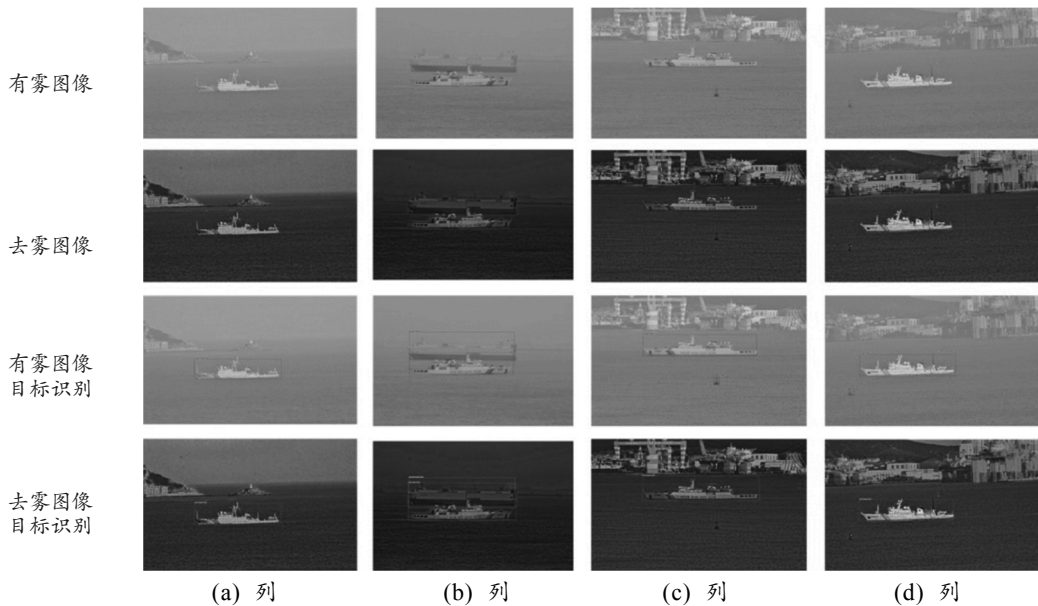


图 9 去雾前后目标检测效果对比

在目标检测识别方面，图 9(a)列和(b)列中，去雾前后均准确检测出了图像中的舰船目标，但在去

雾后的图像中，网络给出的目标置信概率更高，表示网络对于目标的检出更为确定；图 9(c)列和(d)列

中，有雾图像目标检测发生了错检，将海上航道浮标识别成了舰船目标，去雾图像目标检测则无错检或漏检情况。实验结果表明，对有雾图像进行去雾操作后能够有效降低错检率，提升检测识别概率。

4 结论

针对雾(霾)显著降低基于可见光的观测设备的成像质量问题，笔者提出了一种基于 CGAN 的端到端的去雾算法。该算法构造了一种新型的生成器，在编码器的卷积层中用软池化代替了原有的最大值池化，以改进对细粒度特征的提取能力，在编码器和解码器间加入了全局平均池化层，用以消除图像边缘的震荡效应，提高去雾图像清晰度。简化了基于 PatchGAN 的判别器结构，优化了损失函数的设计和部分权重值选取方式，提升了网络模型训练速度和质量。实验结果表明，算法在人工合成有雾图像和自然界真实有雾图像中都有稳定表现，主观感受图像清晰、边缘锐利、色彩自然、细节还原度高，在结构相似性、峰值信噪比和图像信息熵等定量指标上，相较传统算法均有不同程度提升。后续工作将继续优化网络模型，挖掘算法潜力，在浓雾、不规则烟幕等更加恶劣的情况下试验算法性能，进一步拓展算法应用范围。

参考文献：

- [1] 李竹林, 车雯雯, 徐雪丽, 等. 一种改进的直方图均衡化图像去雾算法[J]. 河南科学, 39(1): 7-12.
- [2] 董静薇, 赵春丽, 海博. 融合同态滤波和小波变换的图像去雾算法研究[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2019, 24(1): 66-70.
- [3] 李庆忠, 刘清. 基于小波变换的低照度图像自适应增强算法[J]. 中国激光, 2015, 42(2): 272-278.
- [4] 杨爱萍, 白煌煌. 基于 Retinex 理论和暗通道先验的夜间图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(4): 141-147.
- [5] 刘海波, 杨杰, 吴正平, 等. 基于暗通道先验和 Retinex 理论的快速单幅图像去雾方法[J]. 自动化学报, 2015(7): 1264-1273.
- [6] MCCARTNEY E J, HALL F F. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles[J]. Phys. Today, 1977, 30(5): 76.
- [7] CAI B, XU X, 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.
- [8] LI B, PENG X, WANG Z, et al. AOD-Net: all-in-one dehazing network[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 4780-4788.
- [9] PL SUA'REZ, SAPP A D, VINTIMILLA B X. Deep learning based single image dehazing[C]//2018 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2018: 12500-12507.
- [10] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.
- [11] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets[J]. Computer Science, 2014: 2672-2680.
- [12] STERGIU A, POPPE R, KALLIATAKIS G. Refining activation downsampling with softPool[J]. arXivpreprintarXiv, 2021: 2101.00440v1.
- [13] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[J]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 5967-5976.
- [14] 张婷, 赵杏, 陈文欣. 基于条件生成对抗网络的图像去雾方法[J]. 计算机应用: 2021(10): 1-7.
- [15] JOHNSON J, ALAHI A, FEI-FEI L. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution[J]. European Conference on Computer Vision, 2016: 694-711.
- [16] 赵扬, 李波. 基于增强生成器条件生成对抗网络的单幅图像去雾[J]. 计算机应用: 2021(9): 1-8.
- [17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXivpreprintarXiv, 2014: 1409, 1556.
- [18] 顾映丽. 基于条件生成对抗网络的图像去雾技术的研究与实现[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- [19] LI B, REN W, FU D, et al. Benchmarking SingleImage Dehazing and Beyond[J]. ArXivpreprintarXiv, 2017: 1712.
- [20] SILBERMAN N, HOIEM D, KOHLI P, et al. R.: indoor segmentation and support inference from RGBD images. in: ECCV[J]. European Conference on Computer Vision, 2012: 1079.
- [21] HE K, JIAN S, FELLOW, et al. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [22] ZHOU J, ZHANG D, ZOU P, et al. Retinex-based laplacian pyramid method for image defogging[J]. IEEE Access, 2019, 7: 122459-122472.
- [23] SWAMI K, DAS S K. CANDY: conditional adversarial networks based fully end-to-end system for single image haze removal[J]. 2018 24th International Conference on Pattern Recognition, 2018: 3061-3067.