

一种非下采样剪切波变换域结合生成对抗网络的低照度图像增强方法

施雯玲, 廖一鹏*, 许志猛, 严欣, 朱坤华

福州大学物理与信息工程学院, 福建 福州 350108

摘要 针对低照度图像存在识别度不高、亮度低、信噪比低和细节模糊等问题,提出了一种非下采样剪切波变换(NSST)域结合生成对抗网络(GAN)的低照度图像增强方法。首先,收集弱光图像和正常光图像数据集,将图像进行RGB颜色空间到HSV颜色空间的变换处理,保持色度、饱和度分量不变,对亮度分量进行NSST多尺度分解,利用分解得到的低通子带图像构建训练集;其次,构建基于GAN的低频子带图像增强模型,并利用低频子带图像训练集对模型进行训练;然后,对待处理的低照度图像进行NSST分解,利用训练的模型增强低频子带图像,利用尺度相关系数去除各高频方向子带噪声,并通过非线性增益函数增强边缘系数;最后,将增强处理后的低频、高频子带图像进行NSST重构,并将重构图像恢复至RGB颜色空间。所提方法与常见的方法相比,就低照度图像增强而言,结构相似度平均提升了3.89%,均方误差平均降低了1.03%,且在对噪声图像增强时,峰值信噪比和连续边缘像素比保持在21 dB和88%以上。实验结果表明,所提方法不论从视觉效果还是图像质量客观评价指标上较常见方法都有较大提升,能有效改善低照度图像的低质问题,为后续的图像处理分析奠定基础。

关键词 低照度图像增强; 非下采样剪切波变换; 生成对抗网络; 图像去噪; 图像边缘增强

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231045

A Low-Light Image Enhancement Method Combined with Generative Adversarial Networks in Nonsampled Shearlet Transform Domain

Shi Wenling, Liao Yipeng*, Xu Zhimeng, Yan Xin, Zhu Kunhua

College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, Fujian, China

Abstract Low illumination image has a number of issues, such as low recognition, low brightness, low resolution, low signal-to-noise ratio and blurred details. Therefore, a low-light image enhancement method combined with generative adversarial networks (GAN) in nonsampled shearlet transform (NSST) domain is proposed. First, low-light image and normal light image datasets are collected, the images are processed by RGB to HSV spatial transformation, the Hue and the Saturation components are unchanged, the Value components are decomposed at multiple scales by NSST, and the decomposed low-pass subband images are used to construct training set. Second, a low-frequency subband image enhancement model based on GAN is constructed, and the low-frequency subband image training set is used to train the model. Then, the low-illumination image to be processed is decomposed by NSST, the trained model is used to enhance the low-frequency subband image, the scale correlation coefficient is used to remove noise for each high-frequency direction subband, and the edge coefficient is enhanced by the nonlinear gain function. Finally, NSST reconstruction is performed on the low-frequency and high-frequency subband images after enhanced processing, and the reconstructed images are restored to RGB space. In terms of low-light image enhancement, compared to common methods, the results obtained by the proposed method show an average improvement of 3.89% in structural similarity and an average reduction of 1.03% in mean squared error, and when the noisy images are enhanced, the peak signal to noise ratio and continuous edge pixel ratio remain above 21 dB and 88%, respectively. The experimental results show that both visual effect and objective evaluation index of image quality of the proposed method are greatly improved compared to the common methods, which can effectively improve the low-quality problem of low-light images, and lay the foundation for the subsequent image processing analysis.

收稿日期: 2023-04-07; 修回日期: 2023-04-21; 录用日期: 2023-04-28; 网络首发日期: 2023-05-08

基金项目: 国家自然科学基金(62271149, 62271151)、福建省自然科学基金(2019J01224)

通信作者: *fzu_lyp@163.com

Key words low-light image enhancement; nonsubsampling shearlet transform; generative adversarial network; image denoising; image edge enhancement

1 引言

在图像采集的过程中,由于环境光照不足,采集到的低照度图像存在识别度不高、亮度低、信噪比低、色彩失真和细节不够丰富等低质问题,导致低照度图像的可用性较差,给后续计算机视觉处理任务带来更严峻的挑战^[1]。低照度图像增强技术能够改善图像的视觉效果,在图像识别和目标检测等任务中发挥着非常关键的作用,因此,对低照度图像进行增强和去噪研究具有十分重要的意义。

目前,国内外常见的低照度图像增强方法可以分为以下 5 类。

1) 基于直方图均衡化增强法。该方法将输入图像的灰度概率分布作为依据,以此确定相应的灰度输出值,从而增加图像的动态范围,提高图像的对比度^[2]。如基于曝光区域的多直方图均衡化(ERMHE)^[3]、对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)^[4]等,此类方法简单快捷,但泛化能力较差,对噪声较敏感,在对照度不均匀的图像进行增强时容易出现过曝、细节丢失等问题。

2) 基于 Retinex 增强法。该方法通过估计原始图像的照度图像来分解反射率图像,以此来克服不均匀照度的影响,从而提高图像的质量。在此方法的基础上,Guo 等^[5]提出低光照图像增强(LIME)方法,该方法通过搜索图像的 RGB 通道中的最大值,得到每个像素的照明,然后使用结构先验重建照明贴图,显著提升了图像的亮度和对比度。这类方法通过在频域中进行图像增强来解决直方图均衡化增强法对噪声敏感的问题,且高频中的边缘信息也得到较好的保存,但是还存在色彩失真、局部纹理细节模糊等问题。

3) 基于图像融合增强法。该方法将低照度图像和由它生成的多张曝光图像进行互补信息融合,以此来提升低照度图像的质量。Fu 等^[6]提出了使用多光照图像融合的弱光照图像增强方法,该方法使用一个加权变量模型用于反射率同步和照度估计,通过对照度进行操作后生成目标图像,将经过调整后的目标照度图像与反射率图像进行融合,得到增强图像。郑爽爽等^[7]提出了一个全变分与 Gamma 相融合的低照度图像增强方法,该方法将权值与局部变化偏差和空间自适应全变分模型的指数形式相结合以提取反射图像,并将原始图像的亮度(V)分量执行改进的加权分布自适应 Gamma 矫正,最后对以两种不同方式增强的图像进行加权融合,得到增强结果。此类方法在细节增强方面效果较好,但是在对光照不均匀图像进行增强时,会使一些暗区域的亮度增强效果变差,此外,想要提升

算法的增强效果,还要提取出更多不同光照的图像参与融合,导致此类算法较为繁琐。

4) 基于深度学习增强法。近年来,深度神经网络在图像增强方面取得了很好的效果,此类方法为了能够最大程度地利用自然图像中所包含的先验信息,使用大量具有不同照度条件的低照度图像对模型进行训练,通过神经网络将低照度图像映射到正常照度图像,以此来达到图像的增强效果。Wei 等^[8]将 Retinex 理论和卷积神经网络相结合,对输入图像中的照射分量和反射分量进行提取与处理,并对其进行损失函数约束,实现了较好的增强性能。随着生成对抗网络(GAN)的提出,江泽涛等^[9]提出了基于注意力机制残差密集生成对抗网络(ARD-GAN)增强法,该方法首先生成全局曝光注意力图,然后用残差密集模块(CARDM)提取浅层特征和深层特征进行融合,最后基于 CARDM 结合密集连接和批归一化来抑制噪声。该方法在细节的修复方面表现较好,但是,这种方法需要建立成对的数据来进行学习和训练,在现实生活中,精确配对的训练集较少,而数据集的构建效果将会对模型最后的增强性能产生直接的影响。为了克服对成对训练数据的依赖,Jiang 等^[10]提出了一种 EnlightenGAN 模型对低照度图像进行增强,该模型采用双判别器实现全局和局部区域的低光增强,并通过一种自特征保留损失的方法,对低照度图像与增强图像之间的特征距离进行限制,把低照度的光照信息当作各个深度特征层次的自正则注意力图,达到无监督学习正则化的目的,在弱光和正常光图像间建立非配对映射,避免了对精确配对图像数据的依赖。此类方法在一定程度上解决了低照度图像的低质问题,获得了较好的增强效果,但是其性能在一定程度上受到限制,当输入的低照度图像明显异于训练数据时,容易出现色彩失真等问题,增强效果将受到影响。

5) 基于深度学习的图像融合增强法。鉴于难以在一个神经网络中解决低照度图像的全部低质问题,徐少平等^[11]提出了一种将深度学习和图像融合相结合的弱光图像混合策略增强方法,该方法利用局部化结构融合和色度加权融合机制将低照度图像、低照度图像的曝光图像和基于 Retinex 模型的适度曝光图像进行融合,从而获取最终的增强图像。王兴瑞等^[12]提出了一种融合注意力机制的复合残差网络的低照度图像增强法,该方法利用构造的神经网络通过融合注意力机制的多分支结构提取 V 分量的浅层特征,并用复合残差网络提取深层特征,再经过图像重建得到增强后的 V 分量,最后通过分量融合实现图像增强。此类方法不仅保留了低质图像的局部结构和边缘细节,还避

免了图像在增强过程中的颜色失真。

低照度图像在增强的过程中会遇到色彩失真、噪声放大和细节纹理信息丢失等问题,这些问题导致增强效果存在一定的偏差。HSV 颜色空间能够将图像中的色度(H)、饱和度(S)和 V 很好地分离,为了有效地避免颜色失衡的问题,在增强前先将低照度 RGB 图像转换至 HSV 颜色空间,转换后仅提取 V 通道进行增强,以此来保留原始图像的颜色信息,有助于原图色彩的恢复。深度学习在亮度和对比度增强方面起了很大的作用,但是神经网络用于增强时,若是先增强后去噪可能会放大噪声,然而先去噪再增强的做法可能会丢失图像的细节信息。为了减小噪声对增强效果的影响,需要将增强过程和去噪过程分开进行。目前,多尺度几何分析为图像处理提供了新的研究方向,非下采样剪切波变换(NSST)^[13]具有平移不变性、高效率、无分解方向限制等优点,该算法在图像增强中得到了很好的应用,且取得了良好效果。算法在低频子带中进行亮度、对比度和清晰度增强,在高频子带中进行去噪和细节信息增强,将处理后的图像进行重构得到增强图像。

鉴于上述分析,本文提出了一种 NSST 域结合 GAN 的低照度图像增强方法,首先,收集弱光图像和正常光图像的数据集,将图像进行 RGB 到 HSV 的空间变换处理,提取 V 分量进行 NSST 多尺度分解,利用分解得到的低通子带图像构建训练集;其次,构建基于 GAN 的低频子带图像增强模型 LF-EnlightenGAN,并利用低频子带图像训练集对模型进行训练;然后,对待

处理的低照度图像进行 NSST 分解,利用训练的 LF-EnlightenGAN 模型增强低频子带图像,并利用尺度相关系数和非线性增益函数对各高频方向子带进行噪声剔除和边缘系数增强;最后,将处理后的高、低频子带图像进行 NSST 重构,将重构图像恢复至 RGB 空间,获得增强及去噪后的低照度图像。

2 NSST 域结合 GAN 及尺度相关系数的增强及去噪

2.1 低照度图像 NSST 多尺度分解

HSV 颜色空间能在保留图像饱和度的同时解耦图像的亮度信息和色度信息,给彩色图像的增强带来了很大的便利。为了不丢失图像的颜色信息,解决低照度图像增强中颜色失衡的问题,将输入的低照度 RGB 图像转换到 HSV 空间,提取 V 分量进行处理,保持 H、S 分量值不变。为了解决增强过程中噪声放大、纹理细节流失的问题,将 V 分量通过 NSST 分解为高低频域,分别进行处理。

NSST 的分解过程如图 1 所示,主要包括两个部分:第一个部分是通过非下采样金字塔(NSP)的方式将图像进行多尺度分解 K 级后,得到 1 个低频子带图像和大小相同尺度不同的数量为 K 的高频子带图像;第二个部分是利用剪切滤波器(SF)将高频图像多方向分解 t' 级后,得到 $2^{t'}$ 个方向子带图像。其中:低频图像去除了噪声,保留了图像的轮廓信息和大部分能量信息;而高频子带图像包含了图像的边缘、纹理特征、梯度信息和噪声系数。

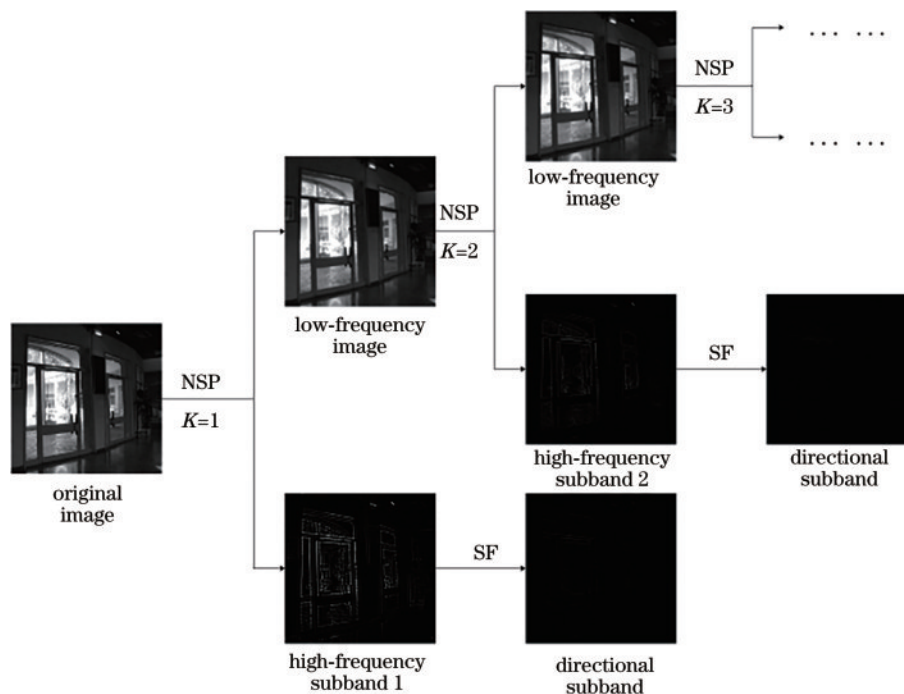


图 1 低照度图像 NSST 多尺度分解

Fig. 1 NSST multiscale decomposition of low-light image

2.2 构建低频子带图像的 LF-EnlightenGAN 增强模型

图像用 NSST 分解后,低频子带图像包含了图像轮廓信息和大部分能量信息,因此,可以对低频子带图像进行增强处理来提升低照度图像的对比度和清晰度。通过 NSST 对收集的弱光图像和正常光图像数据集进行多尺度分解,利用得到的弱光低频子带图像及正常光低频子带图像构建训练集以及基于 GAN 的低频子带图像增强模型 LF-EnlightenGAN, LF-EnlightenGAN 的整体架构如图 2 所示,主要包含以下 3 个模块。

1) 自正则引导的 U-Net 网络

为了使暗区域的增强大于亮区域,且输出的图像既不会过曝也不会低曝,模型将自正则引导的 U-Net 网络作为生成器,其共由 8 个卷积块组成。U-Net 网络作为生成器的骨干,加入自正则注意力图做正则化。正则化的实现是通过将输入的亮度图像 I 进行归一化,然后使用 $1 - I$ 作为自正则注意力图,最后调整注意力图的尺寸与 U-Net 上采样部分的所有特征图及输出图像相乘。

2) 全局-局部判别器

采用全局-局部判别器结构,使增强后的图像中的全部局部区域都具有真实的自然光效果,并能够有效地抑制局部过曝和低曝,从而实现局部区域的自适应增强。

在全局和局部判别器中,都使用了 PatchGAN 进行真假鉴别,其中,全局判别器利用相对论判别器结构估算出实际数据比假数据更真实的概率,并引导生成器生成比真实图像更逼真的伪图像。假设 C 为判别器网络,用最小二乘 GAN (LSGAN) 损失代替 Sigmoid 函数, E 为期望值, $x_f \sim P_{fake}$ 为从分布为 P_{fake} 的伪样本中采集样本 x_f , $x_r \sim P_{real}$ 为从分布为 P_{real} 的真实样本中

采集样本 x_r , $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数, $D_{Ra}(x_r, x_f)$ 和 $D_{Ra}(x_f, x_r)$ 为相对论判别器的标准函数,则相对于全局判别器,生成器 G 的损失函数表示为

$$L_G^{Global} = E_{x_f \sim P_{fake}} \left\{ \left[D_{Ra}(x_r, x_f) - 1 \right]^2 \right\} + E_{x_r \sim P_{real}} \left[D_{Ra}(x_r, x_f)^2 \right], \quad (1)$$

$$D_{Ra}(x_r, x_f) = \sigma \left\{ C(x_r) - E_{x_f \sim P_{fake}} [C(x_f)] \right\}, \quad (2)$$

$$D_{Ra}(x_f, x_r) = \sigma \left\{ C(x_f) - E_{x_r \sim P_{real}} [C(x_r)] \right\}. \quad (3)$$

而局部判别器通过每次随机裁剪的输出和实际图像中的 5 个局部小块,学习分辨这些小块是真实的还是虚假的,并将原 LSGAN 作为对抗性损失。 $x_r \sim P_{fake-patches}$ 表示从分布为 $P_{fake-patches}$ 的输出图像中随机剪裁 x_r , 对于局部判别器,生成器 G 的损失函数定义为

$$L_G^{Local} = E_{x_r \sim P_{fake-patches}} \left[\left(D(x_f) - 1 \right)^2 \right]. \quad (4)$$

3) 自特征保留损失

为保证增强前后图像的内容特征保持不变,模型采用自特征保留损失,利用预训练的 VGG (visual geometry group) 模型对两幅图像间的特征空间距离进行建模,约束输入的弱光图像与增强后的正常光输出图像之间的 VGG 特征距离。假设 I^L 和 $G(I^L)$ 分别为输入的低光图像和生成器的增强输出,利用 ImageNet 数据集预训练的 VGG-16 模型提取出特征图 $\phi_{i,j}$, i 和 j 分别为第 i 个最大池化和第 i 个最大池化之后的第 j 个卷积层,提取的特征图维度为 $W_{i,j}$ 和 $H_{i,j}$, 取 $i = 5, j = 1$ 。则自特征保留损失 L_{SFP} 定义为

$$L_{SFP}(I^L) = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} \left\{ \phi_{i,j}(I^L) - \phi_{i,j}[G(I^L)] \right\}^2. \quad (5)$$

在局部判别器中,也通过自特征保留损失 L_{SFP}^{Local} 对

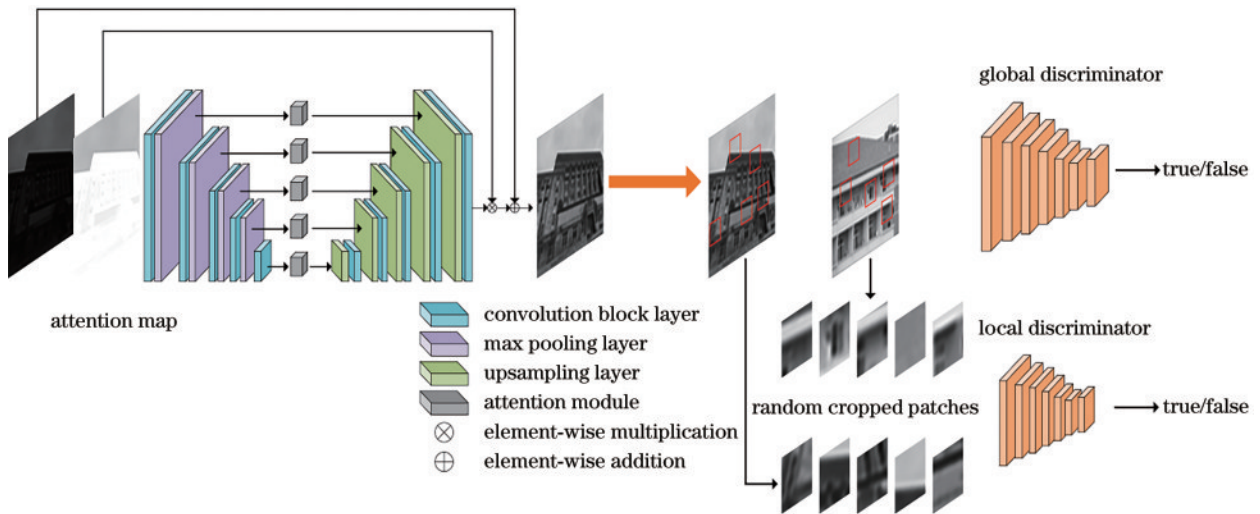


图 2 低频图像 LF-EnlightenGAN 增强模型结构

Fig. 2 Structure of low-frequency image LF-EnlightenGAN enhanced model

输入和输出图像中裁剪得到的局部小块正则化。因此,该模型的总体损失函数为

$$L_{\text{Loss}} = L_{\text{SFP}}^{\text{Global}} + L_{\text{SFP}}^{\text{Local}} + L_{\text{G}}^{\text{Global}} + L_{\text{G}}^{\text{Local}}。 \quad (6)$$

2.3 高频子带去噪及边缘增强

为避免噪声对后续处理的影响,在进行边缘增强前必须先去除噪声。结合高频域中的能量特征计算阈值和尺度相关系数,假设 $R_k^l(m, n)$ 为子带在 (m, n) 处的系数、 \bar{R}_k^l 为子带系数均值、 L 为第 k 尺度方向子带总数、 E_k^l 为第 k 尺度第 l 方向的子带系数能量,定义第 k 尺度第 l 方向的噪声阈值 T_k^l 为

$$T_k^l = \frac{\sum_{l=1}^L E_k^l}{2LE_k^l} \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [R_k^l(m, n) - \bar{R}_k^l]^2}。 \quad (7)$$

如果将低于噪声阈值 T_k^l 的系数直接剔除,则一些弱边缘系数会被误判为噪声,而如果将高于噪声阈值 T_k^l 的系数直接进行增强,则一些噪声会被误判为弱边缘系数。在 NSST 对图像进行分解的过程中,尺度的分解会变得逐渐精细,图像的边缘系数和噪声系数会分别呈现出强相关和弱相关的特性^[14],可以根据这一特点,进一步将弱相关的噪声系数去除,增强强相关的边缘系数。假设 $\prod_{k=1}^K R_k^l(m, n)$ 为不同尺度在 (m, n) 位

置处的系数乘积, $E \left[\prod_{k=1}^K R_k^l(m, n) \right]$ 为第 k 尺度第 l 方向

子带的 $\prod_{k=1}^K R_k^l(m, n)$ 系数能量, $\sqrt{E_k^l/E \left[\prod_{k=1}^K R_k^l(m, n) \right]}$ 为归一化处理,便于后续进行系数比较,定义 (m, n) 在第 k 尺度第 l 方向子带上的尺度相关系数 $C_k^l(m, n)$ 为

$$C_k^l(m, n) = \prod_{k=1}^K R_k^l(m, n) \sqrt{E_k^l/E \left[\prod_{k=1}^K R_k^l(m, n) \right]}。 \quad (8)$$

对大于 $0.8T_k^l$ 的边缘系数按增强函数进行调整,假设 $R_{k, \text{max}}^l$ 为该子带的最大系数,定义增强函数为

$$g(x) = \frac{S[a(x-b)] - S[-a(x+b)]}{S[a(1-b)] - S[-a(1+b)]}, \quad (9)$$

$$g(0.8T_k^l/R_{k, \text{max}}^l) = 0.8T_k^l/R_{k, \text{max}}^l, \quad (10)$$

式中: a 为控制强度,这里取 20; b 为增强范围,在 $[0, 1]$ 之间; x 为函数自变量; $S(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。

直接去除小于 $0.8T_k^l$ 的噪声系数,对大于 $1.2T_k^l$ 的边缘系数进行增强,当系数在 $(0.8T_k^l, 1.2T_k^l)$ 之间时,结合尺度间相关系数增强弱边缘系数、去除噪声系数。 $G_k^l(m, n)$ 为第 k 尺度第 l 方向子带在点 (m, n) 调整后的系数,定义为

$$G_k^l(m, n) = \begin{cases} 0, & R_k^l(m, n) < 0.8T_k^l \\ 0, & 0.8T_k^l \leq R_k^l(m, n) \leq 1.2T_k^l \text{ and } C_k^l(m, n) < R_k^l(m, n) \\ R_{k, \text{max}}^l g \left[R_k^l(m, n)/R_{k, \text{max}}^l \right], & 0.8T_k^l \leq R_k^l(m, n) \leq 1.2T_k^l \text{ and } C_k^l(m, n) \geq R_k^l(m, n) \\ R_{k, \text{max}}^l g \left[R_k^l(m, n)/R_{k, \text{max}}^l \right], & R_k^l(m, n) > 1.2T_k^l \end{cases} \quad (11)$$

3 低照度图像增强及去噪流程与步骤

在 NSST 多尺度域下结合 GAN 及尺度相关系数对低照度图像进行增强及去噪,算法的流程如图 3 所示,算法各步骤的效果如图 4 所示,具体实现步骤如下。

Step1: 收集弱光图像和正常光图像数据集,将图像进行 RGB 到 HSV 的变换处理,保持 H、S 分量大小不变,利用 NSST 对图像的 V 分量进行处理,分别获得 1 个低频子带图像和不同尺度的数量为 K 的高频子带图像,用得到的低频子带图像构建训练集;

Step2: 构建基于 GAN 的低频子带图像增强模型 LF-EnlightenGAN,用构建的低频子带图像训练集训练 LF-EnlightenGAN 模型,生成低频子带图像的增强模型;

Step3: 将增强前的低照度 RGB 图像转换到 HSV 空间,通过 NSST 对 V 分量进行分解,将不同尺度的数量为 K 的高频子带图像分解为 P 个子带方向,对低频

子带图像采用 LF-EnlightenGAN 增强模型进行优化处理,在提高低照度图像整体亮度、清晰度的同时保留更多纹理细节;

Step4: 通过式(7)、式(8)得到各高频方向子带系数的噪声系数阈值 T_k^l 和尺度相关系数 $C_k^l(m, n)$,再通过式(9)和式(11)剔除噪声系数和增强边缘系数;

Step5: 利用 NSST 对增强的低频子带图像和去噪处理的高频子带图像进行重构,以增强后的 V 分量替换原始的 V 分量,最后将图像进行 HSV 到 RGB 的变换处理,得到经过增强及去噪后的图像。

4 实验结果与分析

为了对所提方法在低照度图像上的增强效果进行评估,分别构建一组合成低照度图像测试集和真实低照度图像测试集作为实验测试数据。实验硬件平台为 AMD Ryzen 7 4800H with Radeon Graphics 2.9 GHz、NVIDIA GeForce RTX 2060、16.0 GB RAM; 软件运行环境为 Windows 10、Matlab 2019a、Python3.7、

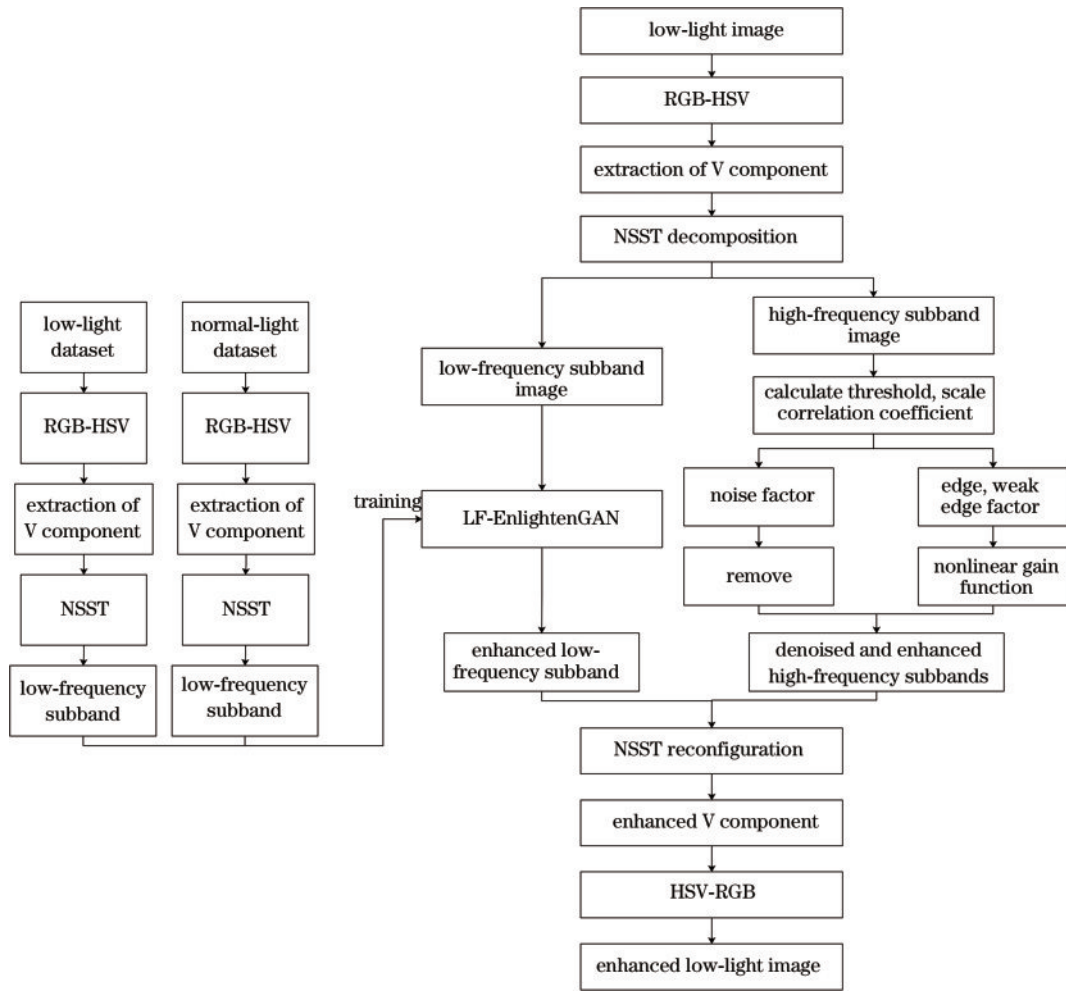


图 3 低照度图像增强及去噪实现流程

Fig. 3 Low-light image enhancement and denoising implementation flowchart

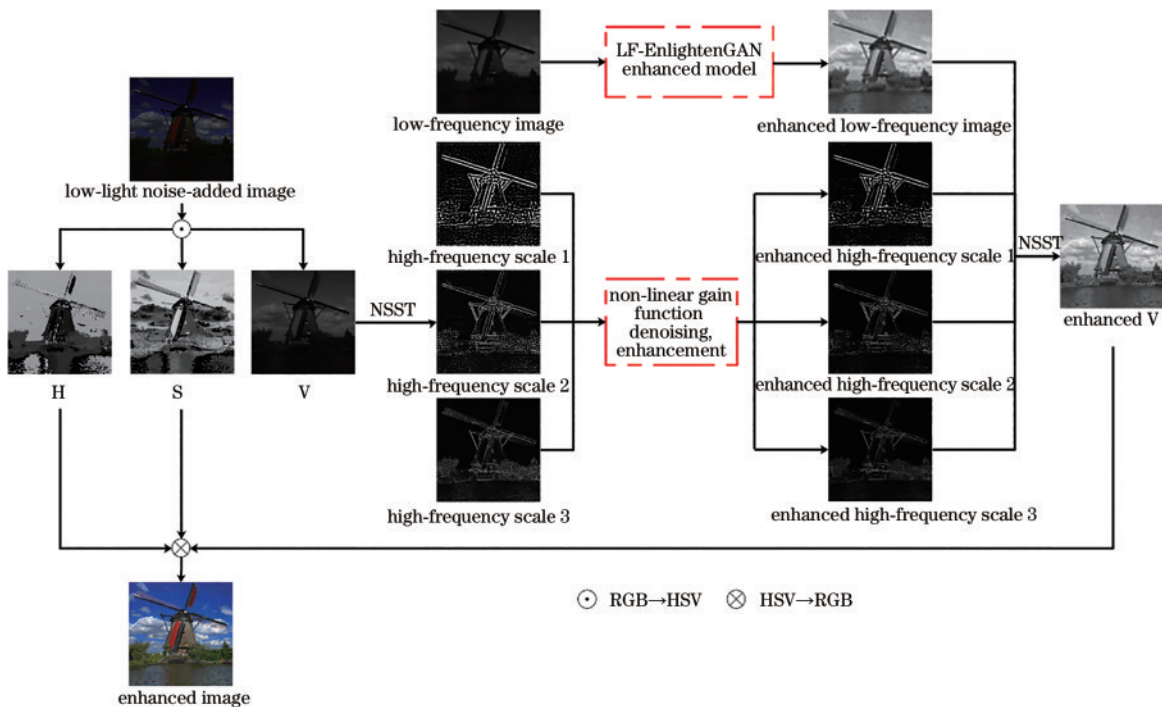


图 4 低照度图像增强及去噪各步骤效果

Fig. 4 Effects of each step of low-light image enhancement and denoising

PyTorch1.7。通过大量实验验证所提方法的有效性,对实验步骤的结果进行分析,并与常用的增强方法结果作比较,包括LIME^[5]、文献[6]方法、RetinexNet^[8]、ARD-GAN^[9]、EnlightenGAN^[10]和文献[12]方法。

实验1为合成低照度图像增强效果及对比。分别选取一张水下图像、正常光图像和夜间图像作为合成低照度图像测试集,用所提方法和常见的低照度图像增强方法对测试集图像进行增强,各方法的增强效果如图5所示。采用结构相似度(SSIM)和均方误差(MSE)作为衡量合成低照度图像测试结果的性能指标,各类方法的SSIM和MSE的统计结果如表1所示。从表1中可以看出,LIME方法尽管在对比度方面有较好的表现,对水下图像的增强效果也较好,但是增强后的图像存在区域模糊现象,模型的鲁棒性较差;文献[6]方法虽然在图像结构保持上表现较好,但是无法很好地增强光照不均匀的图像,且对图像整体的亮度提升不足;ARD-GAN方法在亮度提升和细节修复方面表现较好,但增强后的图像存在少量色差;EnlightenGAN方法能明显提升图像的亮度,但是对水下图像的增强效果较差,且增强后的图像存在部分伪影;文献[12]方法在图像结构保持和色彩还原方面表现较好,但是在亮度提升方面有待进一步加强。所提

方法增强后的图像在视觉效果方面与真实图像最为接近,客观评价指标除了一处的MSE略低于ARD-GAN,其余指标较其他方法均为最佳,适用范围广、鲁棒性较强。所提算法与其他算法的指标平均值相比:对水下图像的增强,SSIM平均提升了5.36个百分点、MSE平均降低了1.84个百分点;对正常光图像的增强,SSIM平均提升了3.97个百分点、MSE平均降低了0.84个百分点;对夜间图像的增强,SSIM平均提升了2.35个百分点、MSE平均降低了0.40个百分点;对合成低照度图像测试集整体的增强,SSIM平均提升了3.89个百分点、MSE平均降低了1.03个百分点。

实验2为抗噪声性能和边缘增强效果及对比。为进一步客观验证所提方法的抗噪声性能和边缘增强效果,对合成低照度图像叠加了均值为0、不同方差的高斯白噪声进行增强实验。利用Canny算子检测增强后的低照度图像中的边缘信息,采用峰值信噪比(PSNR)评估降噪性能,并以连续边缘像素比 P ^[15]来衡量边缘增强效果, P 定义为

$$P = \gamma / \eta, \quad (12)$$

式中: γ 为边缘图像中连续边缘像素总数; η 为边缘图像中总的像素数。 P 值越高,说明图像的边缘连续性越好,边缘增强的效果也越好。

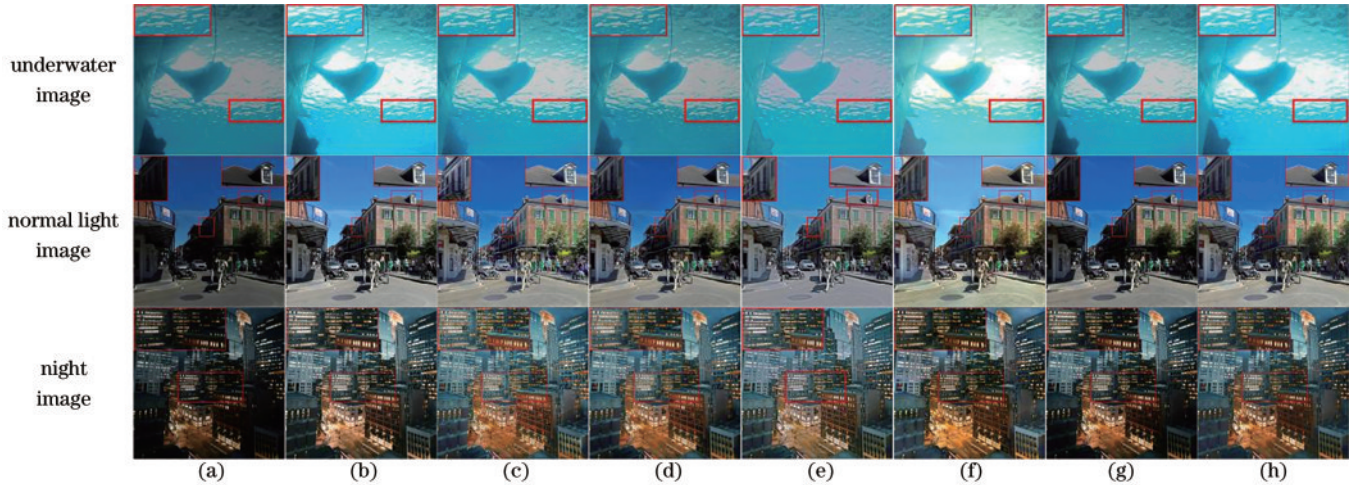


图5 各算法对合成低照度图像测试集的增强效果。(a)低照度图像;(b)ground truth;(c)LIME;(d)文献[6]算法;(e)ARD-GAN;(f)EnlightenGAN;(g)文献[12]算法;(h)所提方法

Fig. 5 Enhancement effect of each algorithm on the synthetic low-light images test set. (a) Low-light images; (b) ground truth; (c) LIME; (d) method in Ref. [6]; (e) ARD-GAN; (f) EnlightenGAN; (g) method in Ref. [12]; (h) proposed method

表1 各算法在合成低照度图像测试集上的增强性能统计

Table 1 Enhanced performance statistics of each algorithm on the synthetic low-light images test set

Synthetic test set	Index	LIME	Method in Ref. [6]	ARD-GAN	EnlightenGAN	Method in Ref. [12]	Proposed method
Underwater image	SSIM	0.9490	0.9000	0.8791	0.8187	0.9387	0.9507
	MSE	0.0115	0.0376	0.0234	0.0299	0.0142	0.0049
Normal light image	SSIM	0.8197	0.8928	0.8580	0.8436	0.8732	0.8972
	MSE	0.0214	0.0206	0.0063	0.0098	0.0170	0.0066
Night image	SSIM	0.7908	0.8627	0.8646	0.8281	0.8611	0.8650
	MSE	0.0127	0.0062	0.0089	0.0137	0.0061	0.0055

将所提方法与常用的低照度图像增强方法的结果进行对比分析,几种方法对图像的增强效果和边缘检测结果如图 6 所示,其中:第 1 行是噪声方差为 10% 的噪声图像的增强效果;第 2 行是噪声方差为 20% 的噪声图像的增强效果;第 3 行是噪声方差为 30% 的噪声图像的增强效果;第 4 行是对噪声方差为 10% 的噪声图像进行增强后图像的边缘检测效果。PSNR 和 P 的统计结果如表 2 所示,低照度图像易受到噪声的影响,导致检测出的图像边缘不够连续且存在许多噪声点。在噪声方差为 10% 的情况下,由式(12)计算得出噪声图像的 P 值为 84.57%。RetinexNet 方法的 PSNR 值较低,降噪效果较差,图像上仍然存留大量散斑,通过算法增强后检测到的边缘虽然较为完整,但是过滤掉了许多边缘细节信息;文献[6]方法、LIME 方法虽较 RetinexNet 方法有较好的降噪性能,但是 P 值较低,检测到的边缘不完

整,且边缘附近存在少量噪点;文献[12]方法检测到的边缘存在断裂现象,且边缘附近有大量噪点; EnlightenGAN 和 ARD-GAN 方法较上述 4 种算法有较高的 PSNR 值和 P 值,但是利用 EnlightenGAN 方法增强后的图像存在伪影且边缘附近存在大量噪点,利用 ARD-GAN 方法增强后的图像过于平滑,导致图像边缘、细节和纹理信息被滤去。在噪声方差为 10%、20% 的情况下,利用所提方法增强的 PSNR 值低于 ARD-GAN 方法,但是所提方法有较优的降噪能力,且检测到的边缘较为清晰、完整,噪点较少,其余指标较其他方法均为最优。在噪声方差为 30% 的情况下,噪声图像的 P 值为 68.89%。各个算法的增强性能都有所下降,但是所提算法的 PSNR 值保持在 21.0829 dB, P 值保持在 88.10%,指标均为最佳,有较优的抗噪声和边缘增强能力。

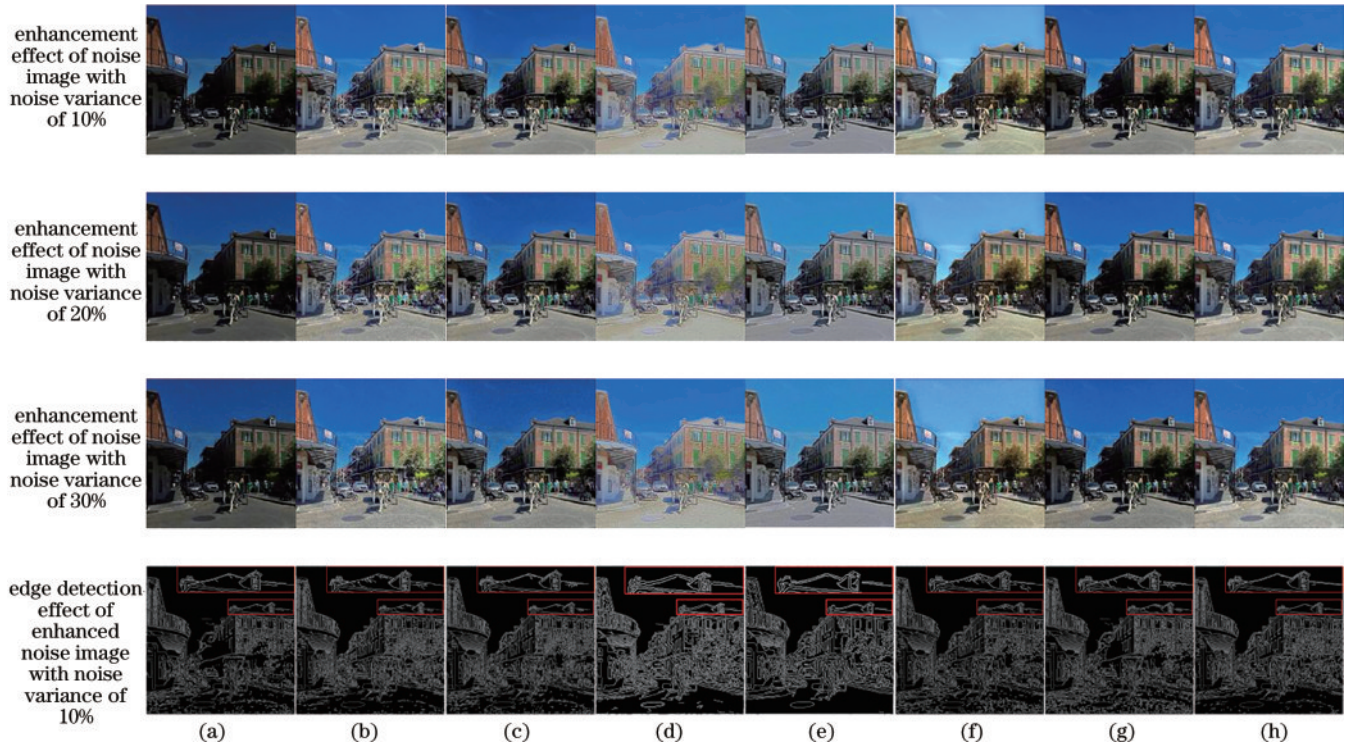


图 6 各算法对合成低照度图像测试集的去噪和边缘检测效果。(a)噪声图像;(b)LIME;(c)文献[6]方法;(d)RetinexNet;(e)ARD-GAN;(f)EnlightenGAN;(g)文献[12]方法;(h)所提算法

Fig. 6 Denoising and edge detection effects of each algorithm on the synthetic low-light images test set. (a) Noise images; (b) LIME; (c) method in Ref. [6]; (d) RetinexNet; (e) ARD-GAN; (f) EnlightenGAN; (g) method in Ref. [12]; (h) proposed method

表 2 各算法在合成低照度图像测试集上的去噪和边缘检测性能统计

Table 2 Denoising and edge detection performance statistics of each algorithm on the synthetic low-light images test set

Noise variance	Index	LIME	Method in Ref. [6]	RetinexNet	ARD-GAN	EnlightenGAN	Method in Ref. [12]	Proposed method
10%	PSNR /dB	16.6099	16.8228	14.8064	22.0677	20.3863	17.6124	21.7001
	P /%	78.8700	85.6800	84.8000	88.1900	90.9200	83.8742	91.1700
20%	PSNR /dB	16.1024	16.7111	14.7266	21.8344	20.2729	17.5248	21.4184
	P /%	73.3700	81.6600	81.4500	84.7500	87.8400	80.5640	89.7500
30%	PSNR /dB	16.0909	16.1289	14.7242	20.0442	19.6346	17.0587	21.0829
	P /%	67.7700	71.3900	78.2100	83.7300	82.8100	77.8651	88.1000

实验 3 为真实低照度图像增强效果及对比。为验证所提方法对真实低照度图像的增强效果,从常见的单一图像对比度增强(SICE)^[16]图像数据库、商业数码相机捕获的图像数据库^[17]和收集到的真实水下图像中选出 100 张图像构成真实低照度图像测试集,用所提方法和几种常用于低照度图像增强的方法对图像进行处理,增强结果如图 7 所示。利用信息熵(Entropy)、基于空间域的无参考图像质量评估法 BRISQUE^[18]、基于图像熵的无参考图像质量评估法 ENIQA^[19]和基于自适应超网络的无参考图像质量评估法 HyperIQA^[20]对真实低照度图像测试结果进行质量评价,Entropy 和 HyperIQA 指标越大、BRISQUE 和 ENIQA 指标越小表示图像质量越好。各类方法的客

观评价指标统计结果如表 3 所示,从表 3 中可以看出:LIME 方法色彩较为丰富,但是对暗区域的增强效果欠佳,且对局部色彩增强过度,对于光照不均匀图像的增强存在局部过曝现象;文献[6]方法虽然色彩还原较好,但是亮度和细节增强不足;RetinexNet 方法增强的结果出现噪声、模糊效应及色彩偏差等现象;ARD-GAN 方法在亮度提升和细节恢复方面表现较好,但是增强后的图像存在少量色彩失真的现象;EnlightenGAN 方法虽在亮度增强和色彩还原方面表现较好,且能很好地增强光照不均匀的图像,但是在细节处理方面效果欠佳;文献[12]方法虽能较好地还原色彩信息,有效地保留图像的纹理、边缘细节,但是在增强亮度不均匀图像时,对暗区域的增强效果较差;所

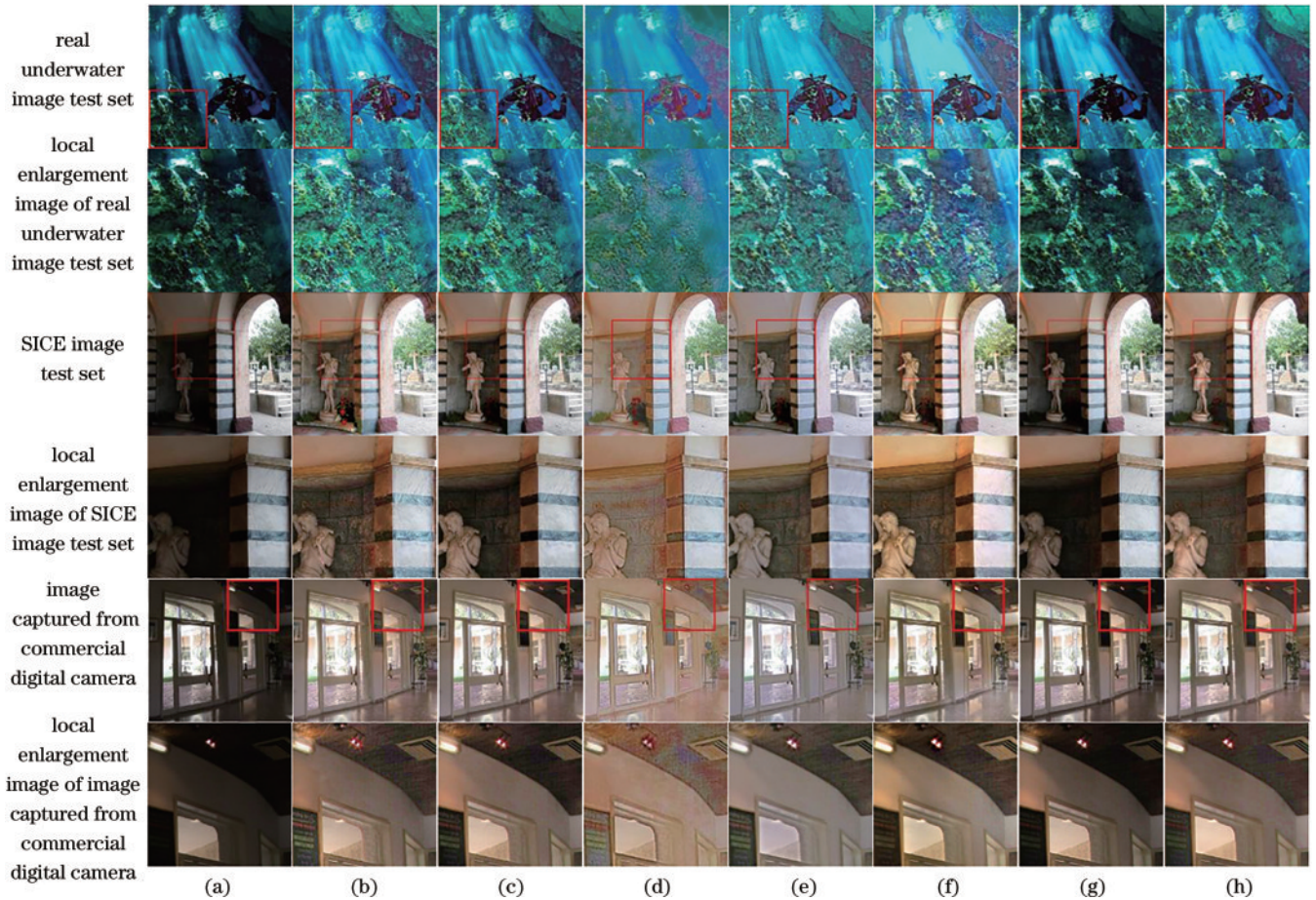


图 7 各算法对真实低照度图像测试集的增强效果。(a)Ground truth;(b)LIME;(c)文献[6]方法;(d)RetinexNet;(e)ARD-GAN;(f)EnlightenGAN;(g)文献[12]方法;(h)所提方法

Fig. 7 Enhancement effect of each algorithm on the real low-light images test set. (a) Ground truth; (b) LIME; (c) method in Ref. [6]; (d) RetinexNet; (e) ARD-GAN; (f) EnlightenGAN; (g) method in Ref. [12]; (h) proposed method

表 3 各算法在真实低照度图像上的增强性能统计

Table 3 Enhancement performance statistics of each algorithm on real low-light images

Quality assessment method	LIME	Method in Ref. [6]	RetinexNet	ARD-GAN	EnlightenGAN	Method in Ref. [12]	Proposed method
Entropy	7.6924	7.6913	7.5451	7.6269	7.6812	7.6651	7.7003
BRISQUE	15.2527	16.0953	15.9937	17.5622	15.2557	16.6574	11.4441
ENIQA	0.4419	0.4415	0.4421	0.4362	0.4452	0.4414	0.4413
HyperIQA	60.7767	52.2267	57.6426	59.2900	58.2551	56.7841	60.8533

提方法的结果在客观评价指标上除了 ENIQA 次于 ARD-GAN 方法,其他指标均为最好,从视觉效果上看所提方法不仅能够有效地改善亮度和对比度,而且色彩、纹理还原效果较好;细节增强方面也优于其他算法,能很好地增强水下图像和光照不均匀图像,鲁棒性较强。

5 结 论

针对低照度图像识别度不高、亮度低、信噪比低和细节模糊等导致的图像增强时噪声放大、色彩失衡和细节纹理丢失等问题,提出了一种 NSST 域结合 GAN 及尺度相关系数的低照度图像增强方法。将 RGB 图像转换至 HSV 空间,仅提取 V 分量进行增强,保留了图像的颜色信息,有效地抑制了色彩失真;将图像通过 NSST 分解为高、低频图像分别进行处理,有效地避免了增强过程中噪声放大、纹理细节流失的问题;利用尺度相关系数对各高频方向子带作噪声去除,并通过非线性增益函数增强边缘系数,在增强边缘、纹理细节的同时有效地抑制了噪声;利用 LF-EnlightenGAN 增强模型对低频域进行增强,消除了需要成对训练数据集的局限性,在提高图像整体亮度、清晰度和信息熵的同时保留了更多纹理细节,并且克服了过曝现象。与现有的几种低照度图像增强方法相比,所提方法有较优的抗噪性能和边缘增强能力,不论视觉效果还是图像质量客观评价指标,比其他增强方法都有较大的提升,且对不同内容场景的图像增强效果均较好,有较强的鲁棒性,为后续的图像识别、图像分类、目标检测等任务奠定基础。

参 考 文 献

- [1] 马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0210004. Ma H Q, Ma S P, Xu Y L, et al. Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0210004.
- [2] Pizer S M, Amburn E P, Austin J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 39(3): 355-368.
- [3] Tan S F, Isa N A M. Exposure based multi-histogram equalization contrast enhancement for non-uniform illumination images[J]. IEEE Access, 2019, 7: 70842-70861.
- [4] 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(1): 35-44.
- [5] Guo X J, Li Y, Ling H B. LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982-993.
- [6] Fu X Y, Zeng D L, Huang Y, et al. A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images[J]. Signal Processing, 2016, 129: 82-96.
- [7] 郑爽爽, 卫文学, 徐聪. 融合全变分与 Gamma 的低照度图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(12): 1210022. Zheng S S, Wei W X, Xu C. Low illumination image enhancement algorithm combining total variation and Gamma[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(12): 1210022.
- [8] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[EB/OL]. (2018-08-14)[2023-02-01]. <https://arxiv.org/abs/1808.04560>.
- [9] 江泽涛, 钱艺, 伍旭, 等. 一种基于 ARD-GAN 的低照度图像增强方法[J]. 电子学报, 2021, 49(11): 2160-2165. Jiang Z T, Qian Y, Wu X, et al. Low-light image enhancement method based on ARD-GAN[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(11): 2160-2165.
- [10] Jiang Y F, Gong X Y, Liu D, et al. EnlightenGAN: deep light enhancement without paired supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2340-2349.
- [11] 徐少平, 林珍玉, 张贵珍, 等. 采用深度学习与图像融合混合实现策略的低照度图像增强算法[J]. 电子学报, 2021, 49(1): 72-76. Xu S P, Lin Z Y, Zhang G Z, et al. A low-light image enhancement algorithm using the hybrid strategy of deep learning and image fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(1): 72-76.
- [12] 王兴瑞, 朴燕, 王雨墨. 复合残差网络在低照度图像增强中的技术研究[J]. 液晶与显示, 2022, 37(4): 508-518. Wang X R, Piao Y, Wang Y M. Technical research of composite residual network in low illumination image enhancement[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2022, 37(4): 508-518.
- [13] Singh S, Anand R S, Gupta D. CT and MR image information fusion scheme using a cascaded framework in ripplelet and NSST domain[J]. IET Image Processing, 2018, 12(5): 696-707.
- [14] 廖一鹏, 王卫星, 付华栋, 等. 结合分数阶微分的浮选泡沫图像 NSCT 多尺度增强[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2018, 46(3): 92-102. Liao Y P, Wang W X, Fu H D, et al. Flotation foam image NSCT multi-scale enhancement with fractional differential[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(3): 92-102.
- [15] 张光玉, 龚光珍, 朱维乐. 基于克隆算法的彩色图像边缘检测新算法[J]. 电子学报, 2006, 34(4): 702-707. Zhang G Y, Gong G Z, Zhu W L. A novel method of color image edge detection based on cloning algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(4): 702-707.
- [16] Cai J R, Gu S H, Zhang L. Learning a deep single image contrast enhancer from multi-exposure images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(4): 2049-2062.
- [17] Lee C, Lee C, Kim C S. Contrast enhancement based on layered difference representation of 2D histograms[J].

- IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(12): 5372-5384.
- [18] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [19] Chen X Q, Zhang Q Y, Lin M H, et al. No-reference color image quality assessment: from entropy to perceptual quality[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2019, 2019(1): 1-14.
- [20] Su S L, Yan Q S, Zhu Y, et al. Blindly assess image quality in the wild guided by a self-adaptive hyper network [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 3664-3673.