基于双融合 Unet 抑光曲线估计的夜间交通场景增强算法

高涛[1]，王对娥[1]，陈婷[1]，王潇[2]

(1. 长安大学信息工程学院，陕西 西安 710064；
2. 长安大学运输工程学院，陕西 西安 710064)

摘　　要：为解决现有增强方法在处理光源多而杂，亮度分布不均匀的夜间交通图像时易出现过度曝光、图像模糊的问题，提出了一种基于双融合 Unet 抑光曲线估计的夜间交通图像增强算法。首先，引入辉光分解模型对输入图像进行抑光操作，去除人造光源影响的同时会抑制图像噪声；其次，使用双融合 Unet 网络，设计的双融合模块在编解码过程中能够融合更多层次的特征信息，在提取光照信息时保留了更多的图像细节，预测出更贴切于输入图像的光照分布图；最后，将抑光图像，原始夜间交通图像以及其网络提取的光照参数图作为输入，利用改进的曲线估计算法对输入的夜间交通图像进行增强迭代，使得图像得到更好的视觉增强。实验结果表明，该算法在主观和客观比较下均取得最好的效果，证明了本文方法的有效性，尤其是在光源多且分布不均匀的情况下。

关　键　词：图像增强；曲线估计；双融合 Unet；辉光分解；人造光源

中图分类号：TP 391　　**DOI**：10.11996/JG.j.2095-302X.2023020241

文献标识码：A　　**文 章 编 号**：2095-302X(2023)02-0241-08

A night traffic scene enhancement algorithm based on double fusion Unet light suppression curve estimation

GAO Tao[1], WANG Dui-e[1], CHEN Ting[1], WANG Xiao[2]

(1. School of Information Engineering, Chang′an University, Xi′an Shaanxi 710064, China;
2. School of Transportation Engineering, Chang′an University, Xi′an Shaanxi 710064, China)

Abstract: The existing enhancement methods were found to be inadequate for dealing with night traffic images characterized by multiple and complex light sources and uneven brightness distribution, and were prone to overexposure and image blurring. To address this problem, a night traffic image enhancement algorithm for light suppression curve estimation based on double fusion Unet was proposed. First, the glow decomposition model was introduced to suppress the light of the input image, suppressing the noise of the image while removing the influence of artificial light sources. Secondly, the double fusion Unet network was utilized, where the designed double fusion module could integrate more layers in the encoding and decoding process. The feature information preserved more image details when extracting illumination information, thereby predicting the illumination distribution map better

收稿日期：2022-08-21；**定稿日期**：2022-10-29

Received：21 August，2022；**Finalized**：29 October，2022

基金项目：国家重点研发计划项目(2019YFE0108300)；国家自然科学基金项目(52172379)；长安大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(300102242901)

Foundation items：National Key R&D Program (2019YFE0108300); National Natural Science Foundation of China (52172379); Funded by the Special Funds for Fundamental Research Funds of the Central Universities of Chang′an University (300102242901)

第一作者：高涛(1981–)，男，教授，博士。主要研究方向为图像处理和计算机视觉研究。E-mail：gtnwpu@126.com

First author：GAO Tao (1981–), professor, Ph.D. His main research interests cover image processing and computer vision research. E-mail：gtnwpu@126.com

suited for the input image. Finally, the suppression image, the original night traffic image, and the illumination parameter map extracted by the network served as input, and the improved curve estimation algorithm was applied, thus enhancing the input night traffic image and improving visual quality of the image. Experimental results showed that the proposed algorithm could outperform its counterparts in both subjective and objective comparisons, proving its effectiveness, particularly in the cases of many light sources with uneven distribution.

Keywords: image enhancement; curve estimation; dual fusion Unet; glow decomposition; artificial light source

在夜间场景中捕获的交通图受人造光源(如路灯，车灯等)的不均匀照明以及车辆反射、辉光、眩光的影响，使得增强图像颜色失衡(过度增强图像中干扰光源及颜色不均匀)，对比度较低，信息丢失，从而在计算机视觉处理(如目标检测和图像分类)时达不到理想效果。因此，图像增强是很多计算机视觉处理应用不可或缺的预处理步骤[1-2]。

通常图像增强技术可以提高输入图像的主观视觉质量，并支持一些计算机视觉技术从中提取有价值的信息[2-3]。目前的图像增强算法可大致划分为 3 类：基于直方图均衡化(histogram equalization，HE)、基于 Retinex 理论和基于深度学习的图像增强算法。HE 通过调整输入图像的直方图分布，可在一定程度上提高图像的视觉效果[1]。不同的基于 HE 的图像增强算法区别在于使用不同的附加先验和约束[4]。然而，这类方法虽然增强了图像的对比度，但忽略了照明条件对图像的影响。增强图像会出现颜色不自然、过度增强/曝光不足、伪影或噪声放大等问题[4-6]。基于 Retinex 理论的图像增强算法将图像分解为 2 个组件，即表示内部信息的反射分量和表示亮度信息的照明分量[7]。基于这一理论，JOBSON 等[8]提出了单尺度(single-scale retinex，SSR)和多尺度(multi-scale retinex，MSR)[9]的增强算法。之后，文献[10-12]在此基础上均做了改进。但估计光照分量依赖于人为的参数调整，且此类方法存在噪声问题[13-14]。2017 年，基于深度学习的 LLNet[15]用于微光图像的增强和去噪。此后，许多基于深度学习的方法被研究者提出且大多数都取得了令人瞩目的成就。RetinexNet[16]将 Retinex 理论与卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)相结合，是第一个由真正的弱光数据集训练的模型。REN 等[17]提出了一种包含一个内容流和一个显著边缘流的混合网络，用于微光图像增强。CHEN 等[18]提出了不需要成对训练数据的双向 GANs。SID[19] (See-in-the-dark)是一个真实的低光图像数据集，文献[19]开发了一个基于 CNN 的管道，直接处理原始传感器图像，并训练了一个 U-Net[20]估计增强的 RGB 图像。Zero-DCE[21] (Zero-reference deep curve estimation)通过轻量级网络估计输入图像的最佳亮度曲线。但由人工选择数据集的数据偏差[22]限制了模型的泛化能力，且在增强的过程中，会过度曝光，尤其是夜间图像中的人造光源产生的辉光、眩光等，使得增强后的图像颜色不自然[13,23]。

夜间交通图像光照不足、噪声大、干扰光源多等因素会导致增强后的图像存在颜色不均、对比度差、过度曝光等问题。为此，本文提出了一种双融合 Unet 抑光曲线增强算法，使增强后的图像具有更好的亮度，展示了更好的视觉效果。

1 LE 曲线理论

受照片编辑软件启发，文献[21]设计了一种能够自动将弱光图像映射到增强图像的曲线，且该自适应曲线不需要成对的数据集，完全依赖于输入图像，即

$$LE\big(I(x);\alpha\big)=I(x)+\alpha I(x)\big(1-I(x)\big) \tag{1}$$

其中，x 为像素坐标；$LE(I(x);\alpha)$为给定输入 $I(x)$后得出的增强图像；$\alpha\in[-1,1]$为可训练曲线参数，用于调整 LE 曲线(light-enhancement curve)的趋势，以控制曝光水平。每个像素都被标准化为[0,1]，所有操作都是逐像素的。

为应对具有挑战性的弱光条件，文献[21]在增强时迭代曲线式(1)，多次增强，以获取更好的增强效果。增强的高阶曲线为

$$LE_n(x)=LE_{n-1}(x)+\alpha_n LE_{n-1}(x)\big(1-LE_{n-1}(x)\big) \tag{2}$$

其中，n 为控制曲率的迭代次数。当 n=1 时，等式(2)可以退化为等式(1)。

高阶曲线可以在更大的动态范围内调整图像，但为了解决全局增强会过度/不足增强局部区域的问题，α为像素级参数，即给定输入图像的每个像素都有一条对应的曲线，使用最佳拟合的α来调整其动态范围。同时假设局部区域中的像素具有相同的强度(也具有相同的调整曲线)，则输出结

果中的相邻像素仍然保持单调关系。因此，式(2)被文献[21]重新表述为

$$LE_n(x)=LE_{n-1}(x)+A_n(x)LE_{n-1}(x)\left(1-LE_{n-1}(x)\right) \quad (3)$$

其中，A 为与给定图像大小相同的参数映射。

2　本文方法

增强夜间图像不仅要考虑光照不足/不均匀、噪声问题，在处理夜间交通图像时，还要考虑人造光源如路灯、车灯造成的辉光、炫光、反射光等对图像的影响。本文提出了一种双融合 Unet 抑光曲线增强算法，网络的框架如图 1 所示，其中图 1(a)为图 1(b)中的 Conv-BNR(Convolution-BathNorm-ReLU)模块。在处理夜间图像时，通过双融合 Unet 网络来提取输入图像的光照信息，优化得到曲线参数。其次，将辉光分解后的图像和曲线参数作为输入，在增强后的曲线增强算法上进行 4 次增强，得到最后的增强图像。

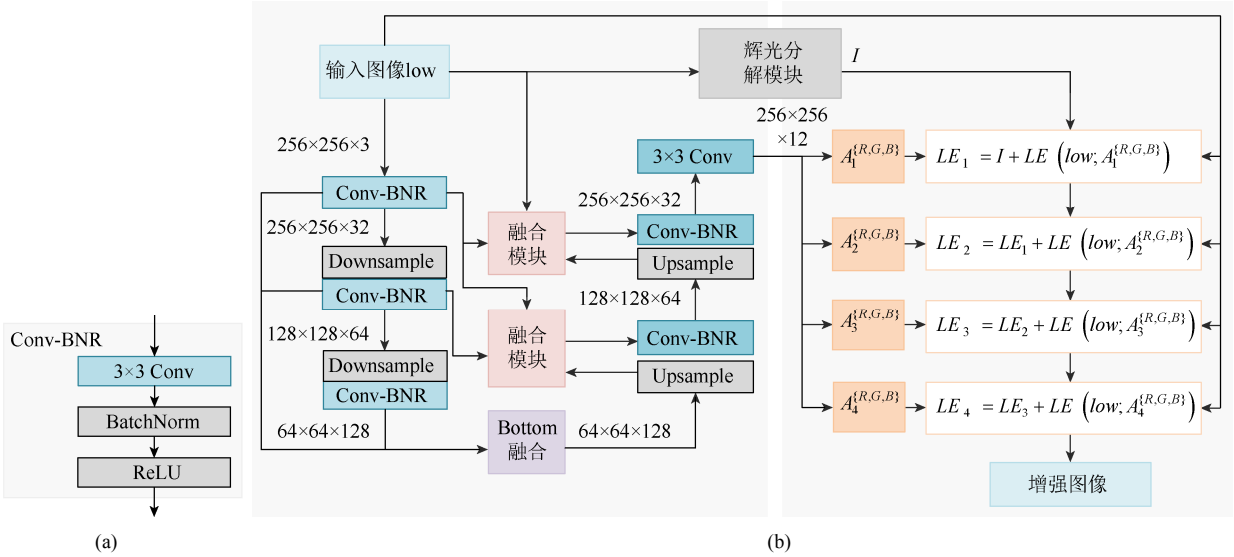

图 1　双融合 Unet 抑光曲线增强算法框架图((a) Conv-BNR 模块；(b)整体框架)

Fig. 1　The framework of the double-fusion Unet suppression curve enhancement algorithm ((a) Conv-BNR module; (b) The overall framework)

2.1　双融合 Unet 网络

2.1.1　网络框架

为了学习输入图像与其最佳拟合曲线参数映射之间的映射关系，本文提出了双融合 Unet 网络，其结构如图 1 所示。网络以 Unet 网络为基础，由编码模块、解码模块和融合跳跃连接模块 3 部分组成。编码器到解码器网络是一个 U 形网络，在编码器和解码器之间具有融合跳跃连接。双融合 Unet 网络的输入是 RGB 格式的夜间交通图像，然后通过 2 个卷积和下采样实现编码操作，经过底层的 Bottom 融合模块后，上采样解码和融合跳跃连接同时进行，融合跳跃连接模块(简称融合模块)旨在融合编码前的细节信息和编码后的轮廓信息，充分利用每个层次的特征。最后，对解码后得到的信息进行一个 3×3 卷积，输出对应曲线的一组像素级曲线参数映射，即 4 次迭代需要的 12 个曲线参数图。值得注意的是，Bottom 融合模块和融合连接模块都采用了三层特征融合原理，但在具体融合过程中有些差别，见 2.1.2 节。

2.1.2　双融合模块

双融合模块充分利用多层次的图像特征，从而在渐进式图像增强过程中保留更多的语义信息。双融合模块，顾名思义，是指网络中进行了 2 次或 2 次以上的融合，其一方面表现在每层特征信息都进行 2 次(以上)融合操作，另一方面也指代着融合跳跃连接和 Bottom 融合 2 个融合模块，结构如图 2 和图 3 所示。经过上采样后当前层信息 X_3 和上一层特征信息 X_2 以及与 X_2 相邻的 X_1 信息被输入到融合模块中。首先，将 X_1 的尺度信息调整到与其他 2 个一致。并使用相同剩余卷积结构对其进行调整，X_1 分别用于 1 个 1×1 的卷积和 2 个 3×3 的卷积，其中 LeakyReLU 作为每个 3×3 卷积层的激活函数，再将两边取得的特征进行元素求和。其次针对重采样特征 X_1 和 X_2 特征进行元素级求和，接着，再将得到的融合特征与上采样特征 X_3 进行级联操作，得到最终的融合权重特征

图。由融合跳跃连接模块输出的特征图会进入 Conv-BNR 卷积中，该模块由 1 个 3×3 卷积层、BN 归一化和 1 个 ReLU 激活函数组成，将融合模块输出的特征维度减半以进行下一次的采样卷积以及跳跃融合。本文设计了两层的编码解码过程，用到了 2 次融合跳跃，需要注意的是，最后一次跳跃连接时需将输入图像作为 X_1 进行卷积融合。

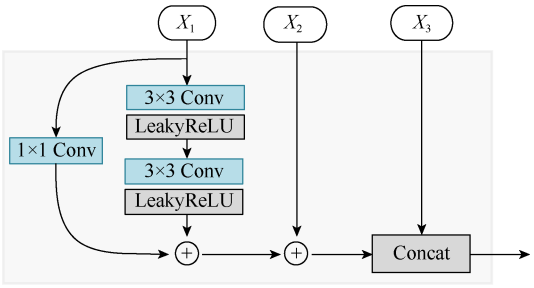

图 2 融合跳跃连接模块(融合模块)

Fig. 2 Fusion skip connection module (fusion module)

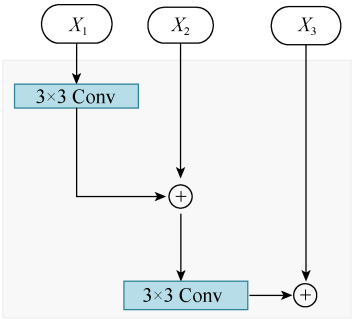

图 3 Bottom 融合模块

Fig. 3 Bottom fusion module

Bottom 融合模块(图 3)与融合跳跃模块理论上是相同的，都是对多层次的特征进行卷积融合。不同的是，Bottom 融合时为同时保留低层的语义信息和高层的感受野，从第一层开始，需将高层的特征再次向下卷积，然后与第二层特征进行像素级求和，重复以上操作，直到最后一层，输出融合了所有层信息的特征图。卷积层采用一个 3×3 的卷积。同样，本文在设计时考虑到计算量的问题，设计 3 层的特征融合，但该融合可扩展到更多层次的特征融合，其输出为

$$Fusion = F^N \oplus \sum_{l=1}^{N-1}\left(\mathcal{Z}_3 \otimes F^{l-1} \oplus F^l\right) \tag{4}$$

其中，$\oplus$ 为元素级求和；$\otimes$ 为卷积运算；$\mathcal{Z}_3$ 为 3×3 卷积层的参数；N 为总层数；$\sum_{l=1}^{N-1}\left(\mathcal{Z}_3 \otimes F^{l-1} \oplus F^l\right)$ 计算了前面 N–1 层的经过卷积后的元素级的总和，在与最后一层的元素求和得到最终的融合特征图。

2.2 曲线增强优化

曲线增强算法中的像素曲线增强依赖于前一次的增强结果及由网络获得的曲线参数，若是在首次增强时出现偏差，则将直接影响之后每一次的增强效果。因此，本文对算法进行改进，首先，将首次的增强公式改进为

$$LE(x) = sup(x) + A_1(x)low(x)\left(1 - low(x)\right) \tag{5}$$

其中，A 与给定图像大小相同，由网络提取获得的参数映射；low 为输入的夜间交通图像；sup 为对应输入图像经过辉光分解得到的去除辉光效果后的夜间图像。在网络提取特征时，可将原始的夜间交通图像作为输入，以提取到贴切的光照信息。但在增强时，若仍然使用原始图像进行增强，则会在增强暗处信息的同时，过度增强图像中的灯光信息，使图像处于不自然的颜色背景下。因此，在增强之前，需要对图像进行辉光分解操作。2015 年，LI 等[24]在进行夜间图像去雾的研究中根据灯光图像的短尾分布特征提出了辉光分解算法，并取得了良好的效果。此处，还借用其方法对夜间交通图像进行辉光分解处理，并将去除辉光效果的图像作为增强的初始图像。

辉光分解后的图像在一定程度上去除了图像中人造光源产生的辉光、眩光效果，与此同时，也抑制了夜间图像中的噪声。但是，去除辉光的同时也会丢失图像的细节信息，而增强夜间交通图像的本质是恢复图像的细节信息，提升图像对比度。因此，改进时需考虑增强图像的细节信息。因此，由式(3)改进后的迭代算法为

$$LE_n(x) = LE_{n-1}(x) + A_n(x)low(x)\left(1 - low(x)\right) \tag{6}$$

其中，$LE_n(x)$为此次增强后的图像；$LE_{n-1}(x)$为上一次增强后的图像；$A_n(x)low(x)\left(1 - low(x)\right)$ 增强图像的细节信息，以及图像的光照分布。改进的算法通过上一次迭代的增强，还从原始输入的夜间图像中获取到更多的细节信息，弥补了首次增强时的信息缺失。同时，也解决了原算法中迭代时过度依赖上一次增强结果的问题。本文将 n 的值设置为 4，即可获得比较满意的增强效果。

2.3 损失函数

因为很难收集到同一夜间交通图像在正常光照下的参照图像，所以大多数基于 CNN 方法所使用的损失函数不适用于该网络。文献[21]在提出零参考曲线增强算法的同时，也提出了一组可微的非参考损失函数，分别是空间一致性损失 L_{spa}、曝

光控制损失 L_{exp}、颜色恒定性损失 L_{col} 和光照平滑度损失 L_{tv}。经过测试验证，这 4 个损失函数相辅相成，使得增强后的网络具有良好的视觉效果。因此，本文使用这一组损失函数来评估增强图像的质量，但在各个损失函数的权重上做了调整。其总损失函数为

$$L_{\text{total}} = \omega_1 L_{spa} + \omega_2 L_{\text{exp}} + \omega_3 L_{col} + \omega_4 L_{tv} \quad (7)$$

见 3.3.2 节，在参数调整时，发现针对夜间交通图像，L_{col} 对增强后图像的整体效果影响较大，其余 3 个损失函数的影响相对较小。经过多次调整，将权重确定为ω_1=0.2，ω_2=0.2，ω_3=0.4，ω_4=0.2。

3　实验结果分析

3.1　数据集

本文采用的数据集源于中山大学移动信息工程学院，该数据集包含 5 776 张从副驾驶角度拍摄的夜间交通图像(RGB)，其中 2 663 张图片的尺寸为 640×360，3 113 张图片的分辨率为 720×405。夜间交通图像的示例如图 4 所示。该训练数据集包括夜间的各种场景，如高速公路(图 4(a))、住宅区(图 4(b))、城市交通道路(图 4(c))和地下停车场(图 4(d))等。本文随机选取该数据集中的 3 104 张

(a)　(b)　(c)　(d)

图 4　夜间交通数据集示例((a)高速公路；(b)住宅区；(c)城市交通道路；(d)地下停车场)

Fig. 4　Example of night traffic dataset ((a) Expressway; (b) Residential area; (c) Urban traffic road; (d) Underground parking lot)

分辨率为 720×405 的图片用于训练提出的双融合 Unet 网络，其余 2 446 张图片作为测试集，用来评估该方法。训练时，所有图片被调整为 256×256，使用 Adam 随机优化来训练网络，更新率设置为 0.001。该网络的训练和测试均在 Nvidia Quadro P4000 GPU 和 Inter(R) Xeon(R) Gold 5118 CPU 上完成，代码基于 pytorch 框架。

3.2　评价指标

有许多带或不带参考的指标可用于评估增强图像的质量，为了评估本文夜间交通图像增强方法，不仅使用了视觉质量评估，还使用通用质量指数(universal quality index，UQI)、集成的局部自然图像质量评估(integrated local natural image quality evaluator，ILNIQE)、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio，PSNR)和结构相似性(structural similarity index measurement，SSIM) 4 个图像质量指标进行客观评价。UQI，PSNR 和 SSIM 均是值越大，图像质量越好，而 ILNIQE 则取值越小，图像质量越好。需要注意的是，这些指标只能反映图像质量的某些方面，与人类视觉系统给出的评价结果不完全一致。

3.3　消融实验

3.3.1　网络组成

为验证本文算法相较于基网络 Zero-DEC 的优势，消融实验针对本文提出的 2 个模块，即抑光预处理和改进的双融合 Unet 网络进行分析。主要包括 Base 网络(文献[21])、Base 网络加抑光预处理、改进双融合 Unet 网络及本文算法(改进双融合 Unet 网络加抑光预处理)。消融实验的对比结果见表 1，PSNR 和 SSIM 的越大表明增强图像质量越高。

表 1　消融实验对比结果

Table 1　The comparative results of ablation study

算法	SSIM	PSNR
Base 网络	0.290 1	7.442 2
Base+抑光预处理	0.292 0	7.771 4
改进双融合 Unet 网络	0.655 9	16.170 7
本文	**0.679 8**	**16.921 3**

注：加粗数据为最优值

由表 1 可见，单独比较 Base 网络和本文改进的双融合 Unet 网络，可以发现本文改进的网络在 SSIM 和 PSNR 分别提升了 1.26%和 1.17%，显示了本文网络的优势；此外，分别对 Base 网络和改进的网络引入抑光预处理操作，结果表明抑光预处理可以增强网络的鲁棒性，提高增强图像的质量，这证明引入抑光预处理是有必要的。因此，本文算法具有更加优秀的增强性能。同时，实验结果也进一步证明本文算法网络结构的设计是合

理的。

3.3.2 损失函数

损失函数的权重是损失函数中的重要内容。根据 LE 曲线的损失权重，可以发现损失函数中某一函数项占比较大时对结果影响较大，而其余 3 项效果相差不大。针对本文中的夜间交通图像，使用大量实验验证来调整损失函数的权重比例，以选取最合适的权重值。由表 2 可知，当权重分别为ω_1=0.2，ω_2=0.2，ω_3=0.4，ω_4=0.2 时，SSIM 值最优，PSNR 虽不是最优，但综合考虑 2 个评价指标，以及从视觉观察，此时增强的图像质量是最好的。

表 2 权重结果对比

Table 2 Weight result comparison

权重				评价指标	
ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	SSIM	PSNR
0.4	0.2	0.2	0.2	0.327 7	**19.994 7**
0.2	0.4	0.2	0.2	0.347 6	19.918 7
0.2	0.2	0.4	0.2	**0.679 8**	16.921 3
0.2	0.2	0.2	0.4	0.531 2	14.229 5

注：加粗数据为最优值

3.4 实验结果分析

本文方法不需要参考真实图像，只依赖输入的夜间交通图像即可。基于此，选择了 4 个最先进的无参考微光图像增强方法作为比较基准，分别为文献[21]方法 Zero-DCE，文献[25]方法 Zero-DCE++，文献[26]自我监督图像增强方法及语义引导的 Zero-Shot 增强方法[27]。

3.4.1 视觉分析

根据夜间交通图像中存在的光源，图 5 展示了在单色光源下三组图像的增强效果。4 种对比方法虽然提高了图像的亮度对比，但均存在过度增强，使得增强后图像模糊，影响视觉；第 3 组是单色的路灯(黄色灯光)场景，增强后的图像严重受到灯光颜色影响。而本文方法不管是在什么颜色背景的单色灯光下，都显示了较好的增强效果。

在多种光源的夜间图像中(图 6)，除去噪声的干扰，现有的方法将图像中所有光源进行增强，错误地强化了人造光源产生的辉光、眩光效果，从而进一步降低了输入夜间图像受影响区域的图像可见性。相比之下，本文方法在多光源时依然呈现了较好地视觉效果。

整体的实验结果表明，文献[27]的效果受噪声的影响严重，导致增强后的图像不利于人眼观察；而文献[26]、文献[21]、文献[56]均在不同程度上提高了图像亮度，但依然存在噪声干扰及过度增

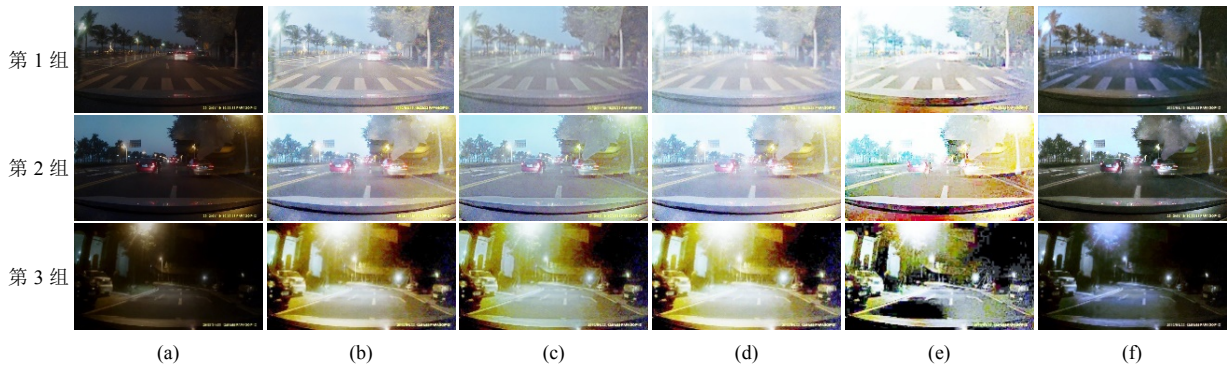

图 5 单色光源场景下图像增强效果对比图((a)原图；(b)文献[26]；(c)文献[21]；(d)文献[25]；(e)文献[27]；(f)本文)

Fig. 5 Comparison of image enhancement effects in monochrome light source scene ((a) Original image; (b) Literature [26]; (c) Literature [21]; (d) Literature [25]; (e) Literature [27]; (f) Ours)

图 6 多色光源场景下图像增强效果对比图((a)原图；(b)文献[26]；(c)文献[21]；(d)文献[25]；(e)文献[27]；(f)本文)

Fig. 6 Comparison of image enhancement effects in multi-color light source scenes ((a) Original image; (b) Literature [26]; (c) Literature [21]; (d) Literature [25]; (e) Literature [27]; (f) Ours)

强等问题，增强后的图像受光源影响。而本文网络虽然在亮度提升上不及其他 4 种方法，但无论是何种交通场景，如高速公路、小径、街道、停车场等，其均不受人造光源颜色、数目的限制，在增强可见性的同时，抑制了输入夜间图像的灯光效果并降低了噪声的影响，增强后的夜间图像更利于视觉观察。

3.4.2　定量分析

表 3 是 5 种方法增强图像的客观评估结果，由于文献[27]方法会在增强图像时过度增强噪声，可视化时效果最差，因此，其 UQI 和 ILNIQE 的值是 5 种方法中最差的，但 SSIM 和 PSNR 的值优于文献[25]；文献[25]虽是文献[21]方法的增强版，但对于本文数据集，文献[25]的各项指标均低于文献[21](ILNIQE 值越小，图像质量越好)；文献[26]得到的评估值鉴于文献[25]和文献[21]这 2 种方法之间。从表 3 可看出，本文方法在 4 个评比指标中均达到了最优值，验证了本文算法的有效性。

3.4.3　未来研究

如何解决夜间交通图像中存在的干扰光源问题，是目前增强夜间交通图像的重要研究方向之一。图 7 展示了本文算法不理想的样例，由图 7 可知，增强后的图像出现严重的色彩失衡，影响增强后的图像质量和视觉效果。究其原因，本文算法的抑光处理操作是在增强图像之前消除夜间交通图像中的干扰色彩(除白色光外的色彩)，若在抑光操作中未能完全消除色彩，将在增强时导致图像色彩失衡。本文引入的抑光操作在一定程度上提高了图像质量，但该做法在实际应用中存在局限性，这也是未来研究的主要方向。

表 3　基于 5 种算法增强效果的客观评比结果

Table 3　Objective evaluation results based on the enhancement effect of five algorithms

算法	SSIM	PSNR	UQI	ILNIQE
文献[26]	0.239 4	6.884 7	0.208 1	29.414 3
文献[21]	0.290 1	7.442 2	0.219 1	29.334 0
文献[25]	0.202 4	5.157 7	0.152 2	30.247 8
文献[27]	0.222 9	5.935 6	0.132 7	34.469 3
本文	**0.679 8**	**16.921 3**	**0.554 0**	**27.270 2**

注：加粗数据为最优值

(a)　(b)　(c)　(d)

图 7　本文模型的失败样例((a)城市街道；(b)高速公路；(c)城郊街道；(d)公路桥)

Fig. 7　The failure cases of the proposed model ((a) Urban street; (b) Expressway; (c) Suburban street; (d) Highway bridge)

4　结论

本文提出了一种双融合的 Unet 抑光曲线增强网络，其不需要成对的图像数据，仅通过输入的夜间交通图像，得到增强时图像曲线估计依赖的参数映射，然后进行迭代增强。在双融合的 Unet 编码解码过程中，本文设计了可以融合不同卷积层特征的融合跳跃连接模块，强化了编码后的卷积过程并引入辉光分解模块。同时，对零参考曲线估计理论提出改进，使得在零参考图像进行端到端的训练时同时考虑上一次增强后的图像与原始图像，解决了针对夜间交通图像存在的光源多、噪声大、易曝光等问题。实验证明了本文方法在视觉感知、定量评价指标上相对于现有增强方法的优越性，可以得到更加清晰、分布均匀、结构更加明显的增强图像，也更适于人眼的观察。但在剔除辉光效果时丢失了夜间图像中原有的颜色机制，这也是未来研究的一个方向。

参考文献 (References)

[1] WANG S M, LI X G, ZHANG H, et al. A gradient-domain image enhancement method for traffic signs in nighttime surveillance[C]//The 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics. New York: IEEE Press, 2018: 1-6.

[2] YANG K F, ZHANG X S, LI Y J. A biological vision inspired framework for image enhancement in poor visibility conditions[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 29: 1493-1506.

[3] YING Z Q, LI G, GAO W. A bio-inspired multi-exposure fusion framework for low-light image enhancement[EB/OL]. [2022-03-17]. https://arxiv.org/abs/1711.00591.

[4] WANG S H, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination

images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538-3548.

[5] ZHANG F, LI Y, YOU S D, et al. Learning temporal consistency for low light video enhancement from single images[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2021: 4965-4974.

[6] LV F F, LI Y, LU F. Attention guided low-light image enhancement with a large scale low-light simulation dataset[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(7): 2175-2193.

[7] WEI X X, ZHANG X S, WANG S S, et al. BLNet: a fast deep learning framework for low-light image enhancement with noise removal and color restoration[EB/OL]. [2022-07-21]. https://arxiv.org/abs/2106.15953.

[8] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1997, 6(3): 451-462.

[9] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODELL G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1997, 6(7): 965-976.

[10] YING Z Q, LI G, REN Y R, et al. A new low-light image enhancement algorithm using camera response model[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. New York: IEEE Press, 2018: 3015-3022.

[11] REN Y R, YING Z Q, LI T H, et al. LECARM: low-light image enhancement using the camera response model[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(4): 968-981.

[12] LI M D, LIU J Y, YANG W H, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2018, 27(6): 2828-2841.

[13] 杨勇, 刘惠义. 极端低光情况下的图像增强方法[J]. 图学学报, 2020, 41(4): 520-528.
YANG Y, LIU H Y. The method of image enhancement under extremely low-light conditions[J]. Journal of Graphics, 2020, 41(4): 520-528 (in Chinese).

[14] 李华基, 程江华, 刘通, 等. 基于 U-net++网络的弱光图像增强方法[J]. 计算机科学, 2021, 48(S2): 278-282.
LI H J, CHENG J H, LIU T, et al. Low-light image enhancement method based on U-net++ network[J]. Computer Science, 2021, 48(S2): 278-282 (in Chinese).

[15] LORE K G, AKINTAYO A, SARKAR S. LLNet: a deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement[J]. Pattern Recognition, 2017, 61: 650-662.

[16] LV F, LU F, WU J, et al. MBLLEN: Low-light image/video enhancement using CNNs[C]//British Machine Vision Conference. Newcastle: IJCV, 2018: 4.

[17] REN W Q, LIU S F, MA L, et al. Low-light image enhancement via a deep hybrid network[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 28(9): 4364-4375.

[18] CHEN Y S, WANG Y C, KAO M H, et al. Deep photo enhancer: unpaired learning for image enhancement from photographs with GANs[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2018: 6306-6314.

[19] CHEN C, CHEN Q F, XU J, et al. Learning to see in the dark[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2018: 3291-3300.

[20] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.

[21] GUO C L, LI C Y, GUO J C, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2020: 1777-1786.

[22] 胡韦伟, 汪荣贵, 方帅, 等. 基于双边滤波的 Retinex 图像增强算法[J]. 工程图学学报, 2010, 31(2): 104-109.
HU W W, WANG R G, FANG S, et al. Retinex algorithm for image enhancement based on bilateral filtering[J]. Journal of Engineering Graphics, 2010, 31(2): 104-109 (in Chinese).

[23] 张杰, 周浦城, 张谦. 基于迭代多尺度引导滤波 Retinex 的低照度图像增强[J]. 图学学报, 2018, 39(1): 1-11.
ZHANG J, ZHOU P C, ZHANG Q. Low-light image enhancement based on iterative multi-scale guided filter retinex[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(1): 1-11 (in Chinese).

[24] LI Y, TAN R T, BROWN M S. Nighttime haze removal with glow and multiple light colors[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE Press, 2016: 226-234.

[25] LI C Y, GUO C L, LOY C C. Learning to enhance low-light image via zero-reference deep curve estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(8): 4225-4238.

[26] ZHANG Y, DI X G, ZHANG B, et al. Self-supervised image enhancement network: training with low light images only[EB/OL]. [2022-07-21]. https://arxiv.org/abs/2002.11300.

[27] ZHENG S, GUPTA G. Semantic-guided zero-shot learning for low-light image/video enhancement[C]//2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops. New York: IEEE Press, 2022: 581-590.