

文章编号:1007-2780(2022)04-0508-11

复合残差网络在低照度图像增强中的技术研究

王兴瑞, 朴 燕*, 王雨墨

(长春理工大学 电子信息工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要:成像设备在暗光照环境下会出现对比度不高、图像细节信息丢失、颜色失真等问题,这会对视频监控、智能交通、人脸识别等应用场景产生巨大干扰。为了解决这一问题,本文提出了一种融合了注意力机制的复合残差网络来实现对低照度图像的增强。该算法首先通过色彩空间上的转换(RGB-HSV)将亮度分量 V 放入构造的神经网络中,然后神经网络通过融合了注意力机制的多分支结构进行图像浅层特征的提取,接着经过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。实验结果表明,对比目前国内外主流低照度图像增强算法,所提算法在主观视觉上对图像亮度与对比度有显著提升,在 PSNR、SSIM 指标上与传统算法的对比结果分别提升了约 20% 和 15%,与深度学习算法的对比结果分别提升约 9% 和 3%,不论是在人工合成的低照度图像还是真实、自然低照度图像中均有良好表现,基本满足图像增强的颜色自然、对比度和鲁棒性高等要求。

关键词:低照度图像增强; 神经网络; 残差网络; 注意力模型; HSV 色彩空间

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2021-0228

Technical research of composite residual network in low illumination image enhancement

WANG Xing-rui, PIAO Yan*, WANG Yu-mo

(School of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130022, China)

Abstract: Imaging equipment in a dark environment has problems such as low contrast, loss of image detail information, and color distortion, which can cause huge interference in application scenarios such as video surveillance, intelligent transportation, and face recognition. In order to solve this situation, this paper proposes a composite residual network that incorporates the attention mechanism to enhance low-illumination images. The algorithm firstly puts the brightness component V into the constructed neural network through color space conversion (RGB-HSV). The neural network extracts the shallow features of the image through a multi-branch structure that incorporates the attention mechanism, passes through the composite residual network extracts deep features, and then reconstructs the image to obtain the enhanced V component. Finally, the low-illumination image enhancement is achieved through component fusion. The experimental results show that compared with the current mainstream low illumination image enhancement

收稿日期:2021-08-30;修订日期:2021-10-21.

基金项目:吉林省科技厅项目(No. 20180623039TC);国家科技部项目(No. 2015FR076)

Supported by Jilin Provincial S & T Department Project of China(No. 20180623039TC); Project by the Ministry of Science and Technology of China(No. 2015FR076)

*通信联系人, E-mail:piaoyan@cust.edu.cn

algorithms at home and abroad, the proposed algorithm significantly improves the image brightness and contrast in subjective vision. Compared with the traditional algorithm, the PSNR and SSIM are improved about 20% and 15%, respectively. And compared with the deep learning algorithm, the PSNR and SSIM are improved about 9% and 3%, respectively. It performs well in artificially synthesized low-light images or real and natural low-light images, basically meet the requirements of natural color, contrast and robustness for image enhancement.

Key words: low-light image enhancement; neural network; residual network; attention model; HSV color space

1 引言

随着国内外成像技术的发展,多模态图像可通过各种成像设备获取,但在暗环境下,如夜间或缺乏足量光照时,成像设备采集的图像质量退化严重,且图像出现对比度低、噪声干扰大、颜色失真等情况,对于后续视觉任务(包括目标检测与识别、目标跟踪、场景分割和关键信息提取等)造成巨大干扰。因此,国内外学者对图像增强开展了广泛的研究,其主要有3种方法:(1)基于直方图均衡化(HE)的方法。Zuiderveld等人^[1]提出了对比度受限的自适应直方图均衡化方法,Ibrahim^[2]提出了一种保持亮度的动态直方图均衡化算法。(2)以Retinex理论^[3]为基础的方法。如Jobson等人提出的单尺度Retinex(SSR)^[4]算法,多尺度Retinex(MSR)^[5]算法,以及Retinex的衍生算法aMSR-CR和MSRCP等。黄慧等人^[6]在Retinex基础上添加了平滑聚类操作对图像做层次分离。冯维等^[7]利用最小二乘滤波对多幅图像融合以得到增强图像。王卫星和赵恒^[8]通过改进Retinex并引入引导滤波对雾霾交通图像进行增强。(3)基于深度学习的方法。Cheng等人^[9]提出了深度融合网络(Deep Fusion Network,DFN)来增强图像。该算法虽有效提高了亮度,但在高亮和极暗的区域出现了伪影。Guo等人^[10]提出了一种LIME算法,该算法首先分离RGB通道并分别找到像素最大值,用具体像素值作为指标来单独估计各通道各个像素的光照,然后对初始光照图进行结构细化后作为最终光照图。该算法在亮度提升方面有很大提高,但算法有时会出现图像失真、图像主观感受不自然的情况。Li^[11]等人提出了LightenNet网络,该网络以低照

图为输入,输出其光照图,再根据Retinex理论计算增强图像。该算法亮度增强明显,但存在过曝光现象。除此之外,还有许多基于深度学习的低光照图像增强算法^[12-15]。

本文提出了一种基于注意力模型和复合残差网络的CNN模型进行低照度图像增强。该方法首先对原始图像进行色彩空间的转换(RGB-HSV),然后通过神经网络对亮度分量V进行增强,最后通过色彩空间的转换(HSV-RGB)得到增强图像。实验结果表明,本文算法在保持人主观感受的基础上大幅提高了亮度与对比度,而且图像细节丰富,色彩自然,在主观评价与客观指标上均有很大提高。

2 增强算法实现

为了获取图像的深层特征,通常加深网络的深度与宽度,但这会引发网络梯度更新时的梯度消失等问题,使得网络学习能力下降。为了避免上述问题,本文设计了一个复合残差模块用来解决提高网络深度后产生的副作用。

2.1 网络架构

网络整体架构如图1所示,网络包括3个部分:浅层特征提取部分、深层特征提取部分、图像重建部分。

浅层特征提取:本文首先对图像进行色彩空间转换(RGB-HSV),然后单独对亮度分量V进行训练,转换公式如下:

$$V = \max(R, G, B), \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & V \neq 0 \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}, \quad (2)$$

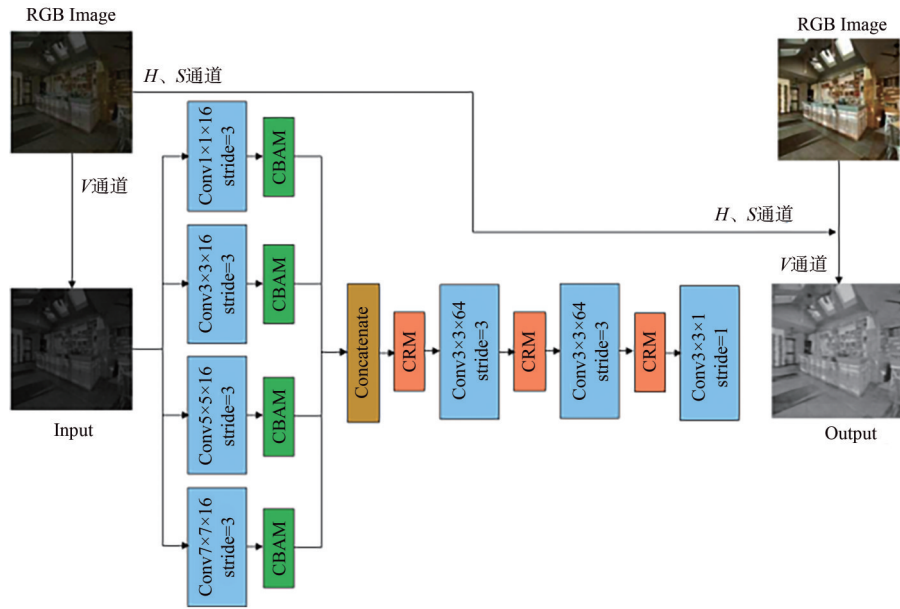


图1 本文网络整体结构

Fig. 1 Overall network structure of this paper

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{V - \min(R, G, B)}, & V = R \\ 120 + \frac{60(B-R)}{V - \min(R, G, B)}, & V = G \\ 240 + \frac{60(R-G)}{V - \min(R, G, B)}, & V = B \end{cases} \quad (3)$$

浅层特征提取模块是一个多分支结构,不同感受野的图像特征可以由多尺寸卷积核卷积得到。卷积层后添加 ReLU 层,ReLU 函数可以使输入特征图稀疏化,对特征图不同层次特征的挖掘有显著作用,计算公式为:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x). \quad (4)$$

由于 CNN 是一种参数量和感受野相关、交互与输入内容无关的操作,而自注意力是一种参数量与感受野无关、交互与输入内容相关的操作,且图像的浅层特征信息往往能表征到图像轮

廓等关键信息,因此在模块每个卷积层后引入 CBAM^[16] 注意力模块,使网络对图像中的某些关键特征信息加强学习或者对某些不重要特征信息减少学习强度。浅层特征提取部分的计算公式为:

$$X_L = F(X_{L-1} * W_L + b_L), \quad (5)$$

其中: X_{L-1} 为前层特征映射, W_L 为卷积核, b_L 为偏置, F 为激活函数 ReLU, X_L 为模块输出的特征映射。在模块后通过 Concatenate 层将多分支输出的 64 个特征图进行通道拼接用于后续任务。

深层特征提取:形状、颜色、纹理、空间关系等由浅层特征提取模块提取,深层特征提取模块(Composite residual module, CRM)则用于提取图像的高级语义特征(抽象特征)。模块使用复合残差模块与卷积块交替串联构成。图 2 是复合残差模块的结构。

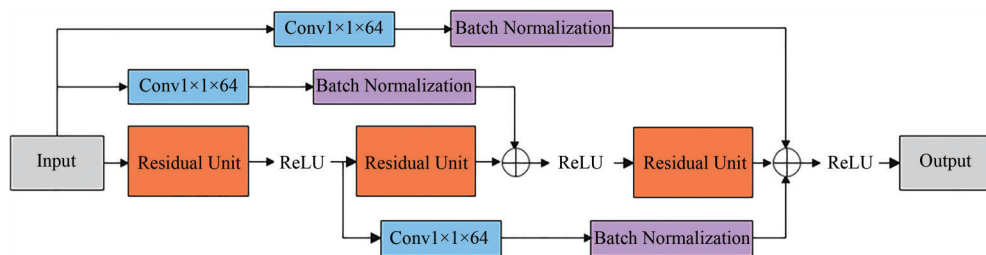


图2 复合残差模块

Fig. 2 Composite residual module

复合残差模块主要由3个残差单元组成。在复合残差模块中使用残差连接,残差连接会增大特征信息传播的流畅度,残差结构不仅能保证特征图的输出表达能力,而且在保证输出特征图不变的同时,提高网络感受野。此外模块借鉴 Inception 结构^[17]的思想,使用多个 1×1 卷积提高网络的表达能力。

残差单元(Residual Unit)结构如图3所示。其使用多个卷积层+BN层+ReLU层的结构,单元两边使用 1×1 卷积提高进行输入和输出的特征融合,单元中心使用 3×3 卷积进行特征深层次提取,同时在单元外部使用融合了 1×1 卷积和BN层的残差连接以保证输出到输入的梯度回传的流畅性。

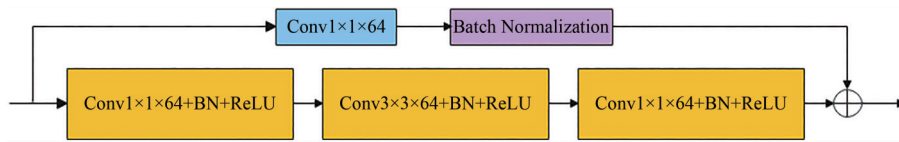


图3 残差单元

Fig. 3 Residual unit

图像重建:图像重建模块将图像的特征信息从特征空间映射到图像空间,模块如图4所示。模块采用一个 $3\times 3\times 1$ 的卷积层用作图像重建,模块输出的特征图就是增强后的V通道。

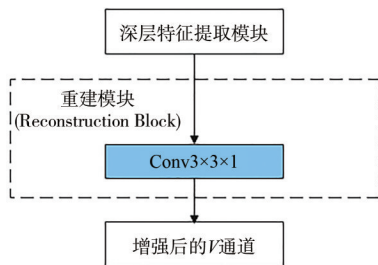


图4 图像重建模块

Fig. 4 Image reconstruction module

2.2 损失函数

本文损失函数使用深度学习领域常用的基于像素值的损失函数均方误差损失(MSE),其公式表示为:

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}, \quad (6)$$

其中: $\hat{y}_i$ 为观测值, y_i 为真实值, i 为函数 y 的索引。对图像求MSE,公式为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2, \quad (7)$$

其中 I, K 为两幅单通道图像。

单独使用MSE损失虽会提高图像亮度,但会造成图像边缘模糊,图像细节难以把控,因此,

本文在使用MSE的基础上添加了结构相似性损失(SSIM)来对图像细节部分做优化。SSIM可以衡量图像间的相似性,公式为:

$$\text{SSIM}(X, Y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\delta_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_2)}, \quad (8)$$

其中: X 和 Y 是输入的两张图像, μ_x 和 μ_y 表示 X 和 Y 的平均值; δ_x^2 和 δ_y^2 表示 X 和 Y 的方差; δ_{xy} 表示 X 和 Y 的协方差, C_1 和 C_2 是防止分母为0的常数。本文总损失函数为:

$$L_{\text{total}} = \lambda_1 \times L_{\text{MSE}} + \lambda_2 \times L_{\text{SSIM}}, \quad (9)$$

其中, λ_1 和 λ_2 为MSE损失和SSIM损失的权重。

3 实验准备

3.1 数据集制作

自然环境下的低照度图像与配准正常照度图像数据量稀少,为保证网络训练性能,本文选取了LOL^[18]数据集中的1 000对配准好的图像,并对LOL数据集中的图像随机进行翻转、平移与旋转变换将图像数量扩充至15 000张。本文训练集、验证集、测试集图像数量比重为8:1:1,使用12 000对配准图像进行训练,1 500对图像进行验证,1 500对图像进行测试。本文将原始数据集 384×384 的图像尺寸统一缩放至 128×128 大小进行训练。

3.2 实验环境

本文在微软Windows10系统上完成所有实

验,通过 Nvidia RTX3060 显卡对网络加速训练,采用 Python 编程语言并通过谷歌的 TensorFlow 深度学习框架的高阶 API Keras 来实现网络的搭建。为确定 λ_1 和 λ_2 取何值时效果最好,本文进行了数次实验,图 5 和表 1 展示了部分实验结果,图中 0.9-0.1 表示 λ_1 为 0.9、 λ_2 为 0.1 的实验情况,0.1-0.9 和 0.7-0.3 同理。最终确定当总损失中的 λ_1 为 0.7, λ_2 为 0.3 时模型效果最好。

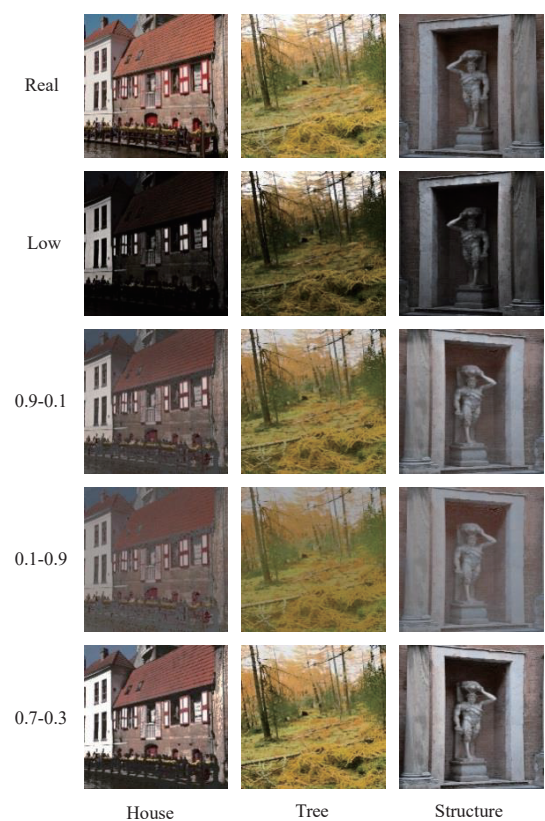


图 5 损失权重的不同对实验结果的影响
Fig. 5 Influence of different loss weights on experimental results

本文批大小 batch_size 设置为 8,训练批次 epoch 设为 80。本文优化器采用深度学习算法中最著名的 Adam,学习率使用分批衰减策略,学习率初值为 0.001,每 20 个 epoch 衰减 5 倍。学习率衰减策略前期可以加速网络训练,使网络快速拟合,后期可以使网络不断逼近梯度最小值的地方,提高模型精度。

3.3 评价指标选取

为了证明本算法的有效性,本文与现有的主流低照度图像增强算法进行对比实验,包括直方图均衡化、aMSRCR、MSRCP、LIME 算法和

表 1 图 5 评价指标对比

Tab. 1 Comparison of evaluation indicators in Fig. 5

	Evaluation indicator	0.9-0.1	0.1-0.9	0.7-0.3
House	PSNR/dB	15.821	14.586	19.354
	SSIM	0.581	0.42	0.853
	MSE	1 702.241	2 262.009	977.44
Tree	PSNR/dB	19.9585	16.957	22.459
	SSIM	0.8514	0.686	0.846
	MSE	656.4912	1 330.356	684.981
Structure	PSNR/dB	21.5879	19.282	22.524
	SSIM	0.8648	0.774	0.865
	MSE	451.1169	767.206	449.708

LightenNet(LNet)算法,并通过对增强图像的主观视觉评价和客观指标分析对各个算法的增强效果进行对比,在客观评价指标的选取上采用峰值信噪比(PSNR)、SSIM、MSE、图像均值和图像标准差,PSNR 公式为:

$$PSNR = 20\lg\left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}}\right), \tag{10}$$

其中 MAX_I 表示图像颜色的最大值。

图像均值是表征图像亮度大小的物理量,其值越大,亮度越高。公式为:

$$M = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I(i,j), \tag{11}$$

其中: I 为图像, i, j 为像素位置索引。

图像标准差表征图像灰度的离散程度,其值越大,图像质量越好。公式为:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}}. \tag{12}$$

4 实验结果

4.1 合成低照度图像实验结果

为了验证本文网络在人工合成低照度图像^[14]上的效果,本文对 WATERLOO^[19]数据集中的 1 000 张图像进行像素值的指数变换,通过人工的方式对图像亮度降低,指数变换公式如下:

$$y = x^a, \tag{13}$$

其中: y 为输出像素值、x 为输入像素值 a 为变化幅度。本文对 a 选择 1.05、1.1、1.15、1.2 四种值。实验结果如图 6 所示。

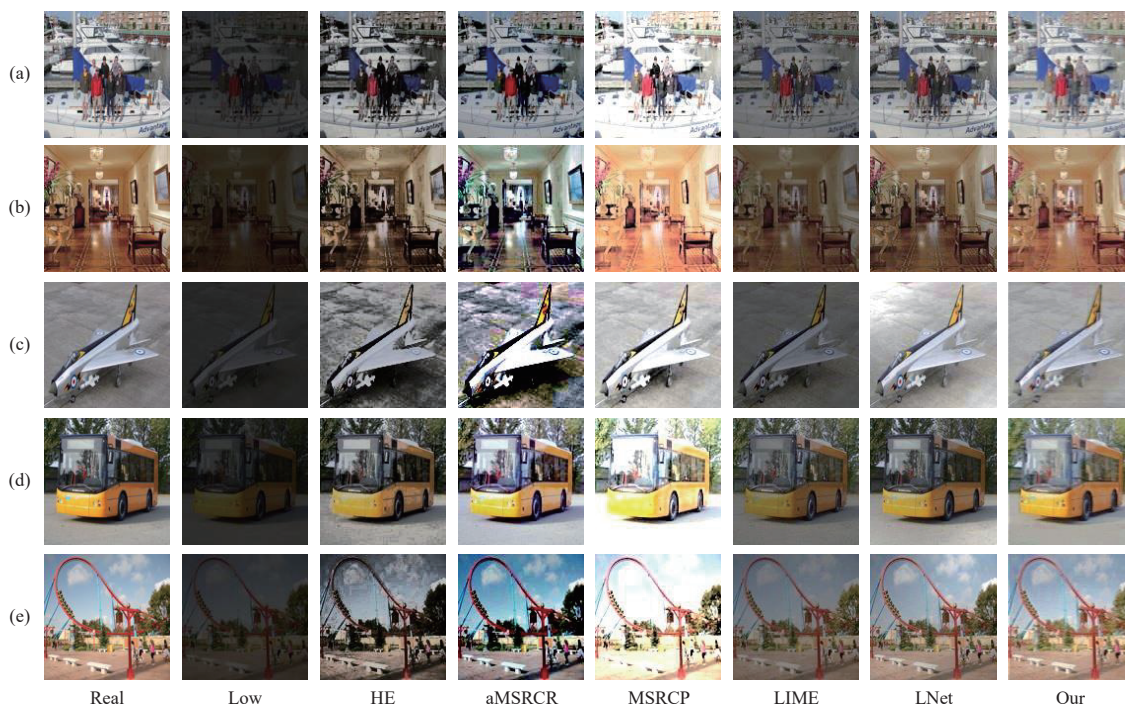


图6 在合成低照度图像上的视觉主观对比。(a)船舶;(b)室内场景;(c)飞机;(d)公交车;(e)过山车。

Fig. 6 Visual subjective contrast on synthetic low illumination images. (a) Ship; (b) Indoor scenes; (c) Airplane; (d) Bus; (e) Roller coaster.

直观上看,直方图均衡化的方法对亮度提升不明显,且在部分区域出现颜色失真;aMSRCR算法增强效果优于HE,且对比度良好,但图像局部出现了颜色失真,如图6(b)中花瓶与路面失真较大,且在图6(c)的飞机图中,路面出现了玫红色;MSRCP算法过曝光现象明显,图像整体泛白且图像信息丢失严重,如图6(e)中的过山车;LIME算法对图像的纹理方面保持得很好,但图像亮度增强不够;LNet算法增强效果不错,图像细节方面保持得也很好,但与MSRCP算法类似,在图像局部出现过曝光,如图6(c)左上角路面处;整体来看,本文所提算法不仅在亮度和对比度方面有很大提高,而且避免了过曝光现象,且图像细节部分保持很好,颜色失真现象也没有发生。

在WATERLOO数据集中,因为是合成的低照度图像,所以存在参考图像(正常照度图像),因此本文使用PSNR、SSIM、MSE三种有参考的图像质量评价指标客观评价各算法效果。

由表2数据可知,本文算法在各项指标上,总体均优于其他算法,LNet算法的评价指标与本文算法接近,但仍有差距。本文算法使得增强后的图像有用信息更丰富,图像更自然,部分图像

增强效果甚至超越原图,如图6(d)中公交车左侧的墙体区域,增强结果比配准图更清晰,这也是导致图6(d)中本文指标不高的原因。因此图像增强质量要从主观和客观两方面综合评判。

4.2 真实低照度图像实验结果

为验证算法在自然情况下的低照度图像增强效果,本文选取了LOL数据集和Exdark^[20]数据集中的图片进行测试,LOL数据集实验结果如图7所示。

实验结果显示,HE方法对于图像亮度的提升仍不足;aMSRCR算法出现颜色失真,如钟表图亮度增强后出现了紫色;MSRCP算法过曝光现象严重,如树木图;LIME算法增强效果与HE相近,但图像细节保持较好;LNet算法整体增强效果明显,但在某些区域增强效果欠佳。

表3是图7中各个图像的客观评价指标对比。由表3中数据可知,本文算法整体数值均优于其他算法,但在雕塑2指标上,可以看出本文算法数值指标不高,这是由于算法对低照度图像的增强效果甚至超过了正常光照图,在原图中的偏暗区域也能被很好地增强,这也凸显了网络的强大提升能力。

表 2 图 6 中各个图像客观评价指标对比

Tab. 2 Comparison of objective evaluation indexes of each image in Fig. 6

Image	Evaluation indicator	HE	aMSRCR	MSRCP	LIME	LNet	Our
Ship image	PSNR/dB	14. 532	16. 744	12. 119	11. 750	20. 968	21. 497
	SSIM	0. 848	0. 894	0. 778	0. 711	0. 955	0. 956
	MSE	2 290. 231	1 376. 139	3 991. 753	4 345. 288	520. 263	498. 322
Indoor scenes image	PSNR/dB	19. 158	15. 820	11. 256	13. 921	20. 103	21. 117
	SSIM	0. 835	0. 756	0. 744	0. 743	0. 920	0. 917
	MSE	789. 322	1 702. 462	4 868. 392	2 635. 626	634. 940	611. 056
Airplane image	PSNR/dB	16. 385	13. 500	12. 203	12. 768	13. 374	19. 017
	SSIM	0. 604	0. 413	0. 839	0. 751	0. 894	0. 955
	MSE	1 494. 625	2 904. 467	3 915. 226	3 437. 761	2 989. 908	1 892. 217
Bus image	PSNR/dB	23. 960	15. 451	7. 848	15. 872	22. 036	21. 746
	SSIM	0. 879	0. 822	0. 535	0. 825	0. 903	0. 897
	MSE	261. 250	1 853. 029	10 670. 485	1 682. 118	406. 809	492. 947
Roller coaster image	PSNR/dB	12. 039	10. 582	12. 039	12. 833	20. 423	22. 060
	SSIM	0. 641	0. 599	0. 641	0. 737	0. 910	0. 932
	MSE	4 065. 351	4 282. 467	4 065. 351	4 263. 441	589. 814	451. 394

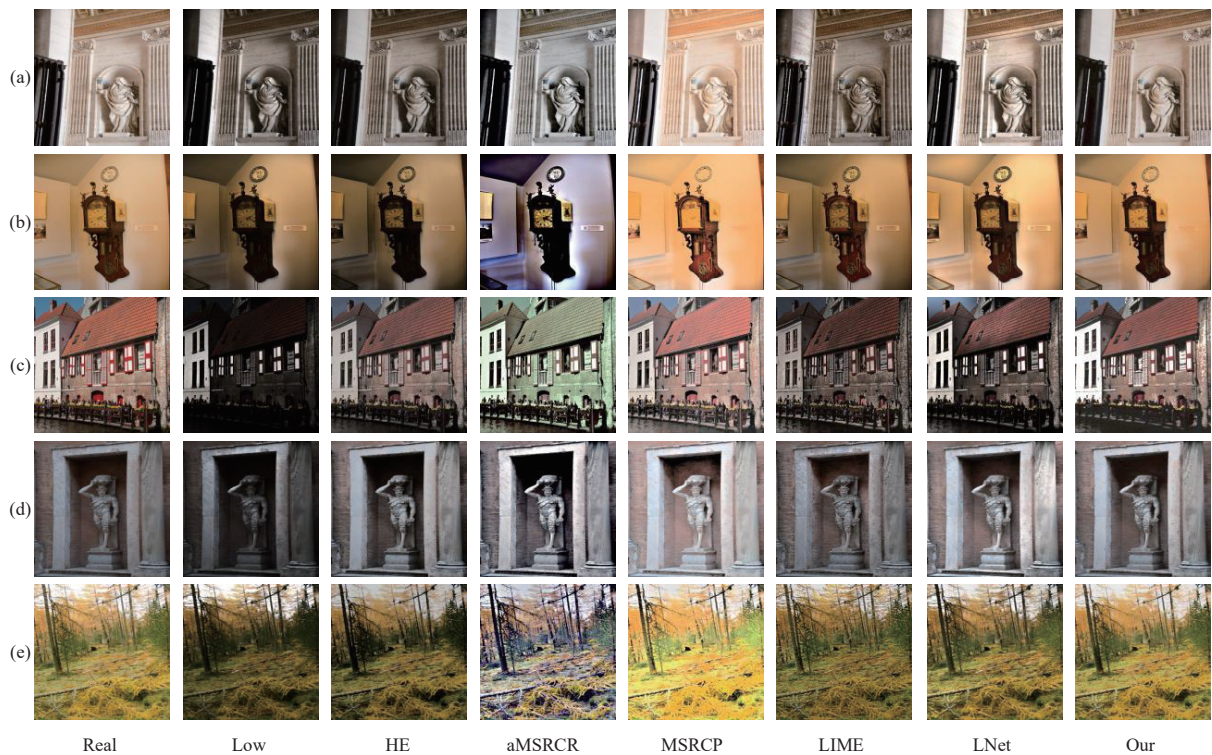


图 7 LOL 数据集中真实低照度图像视觉主观对比。(a)雕塑 1;(b)钟表;(c)房屋;(d)雕塑 2;(e)树木。

Fig. 7 Visual subjective comparison of real low illumination images in LOL dataset. (a)Sculpture 1;(b)Clock;(c)House;(d)Sculpture 2;(e)Trees.

图 8 显示了在 Exdark 数据集上的实验结果。直观上看,aMSRCR 和 MSRCP 两种算法颜色失真严重,如 aMSRCR 和 MSRCP 算法在龙舟上的增强结果出现了紫色像素块,MSRCP 算法在城

表 3 图 7 中各个图像客观评价指标对比

Tab. 3 Comparison of objective evaluation indexes of each image in Fig. 7

Image	Evaluation indicator	HE	aMSRCR	MSRCP	LIME	LNet	Our
Sculpture1	PSNR/dB	16.072	18.601	17.164	19.295	24.608	25.044
	SSIM	0.709	0.798	0.872	0.895	0.923	0.930
	MSE	2 280.106	1 790.273	1 859.271	1 344.615	225.013	207.573
Clock	PSNR/dB	12.097	12.516	15.461	16.112	20.082	25.022
	SSIM	0.726	0.615	0.852	0.863	0.876	0.914
	MSE	4 012.073	3 642.859	1 848.916	1 591.709	637.949	204.582
House	PSNR/dB	18.417	16.594	17.545	13.353	14.448	19.354
	SSIM	0.846	0.795	0.836	0.731	0.665	0.853
	MSE	936.074	1 424.478	1 144.366	3 004.395	2 334.539	977.44
Sculpture2	PSNR/dB	21.392	15.116	10.625	25.297	13.639	22.524
	SSIM	0.849	0.707	0.748	0.874	0.793	0.865
	MSE	471.932	2 001.877	5 630.381	692.029	2 812.742	449.708
Trees	PSNR/dB	13.791	14.343	13.732	16.233	18.788	22.459
	SSIM	0.758	0.654	0.705	0.835	0.827	0.876
	MSE	2 715.952	2 391.888	2 752.863	1 547.803	859.374	684.981

表 4 图 8 中各个图像客观评价指标对比

Tab. 4 Comparison of objective evaluation indexes of each image in Fig. 8

Image	Evaluation indicator	HE	aMSRCR	MSRCP	LIME	LNet	Our
Dragon boat	Average	58.102	123.259	87.486	41.762	28.204	57.208
	Standard Deviation	35.407	44.261	41.455	30.579	29.896	46.552
Castle	Average	68.753	122.313	147.918	85.608	83.602	136.038
	Standard Deviation	42.357	70.236	38.462	35.255	44.971	57.627
People	Average	67.002	120.490	108.001	49.602	33.994	111.076
	Standard Deviation	36.959	39.316	41.078	30.075	32.013	42.216
Road	Average	78.965	129.138	134.429	65.990	59.219	83.170
	Standard Deviation	49.023	58.118	52.490	37.420	39.636	51.705
Room	Average	90.558	124.962	141.688	78.835	86.300	118.723
	Standard Deviation	48.626	59.647	52.334	41.589	49.473	56.793

堡中出现了过曝光;HE算法在处理夜间低光照图像上效果良好,但亮度仍得不到有效提高;LIME算法增强效果显著,但在某些图像上出现噪声,如马路图像中的天空区域多了许多噪声;LNet算法增强后的图像依然有丰富的细节,但在某些区域的增强效果上出现退火情况,如城堡中的窗户亮度不增反降;本文算法在处理夜间低光照图像方面依然有巨大优势。

由于夜间真实环境的低照度图像没有与之配

准的正常光照图像,因此选用无参考的图像质量评价指标图像均值和图像标准差进行客观评价。

表 4 为图 8 中各个增强图像的客观评价指标。从表 4 中数据可以得知,本文算法图像均值和图像标准差优于 HE、LIME 和 LNet。虽然 aMSRCR 和 MSRCP 的指标优于本文算法,但这是因为这两种算法引入了许多高像素值的噪声,且发生过曝光现象,因此其不可作为评判依据。

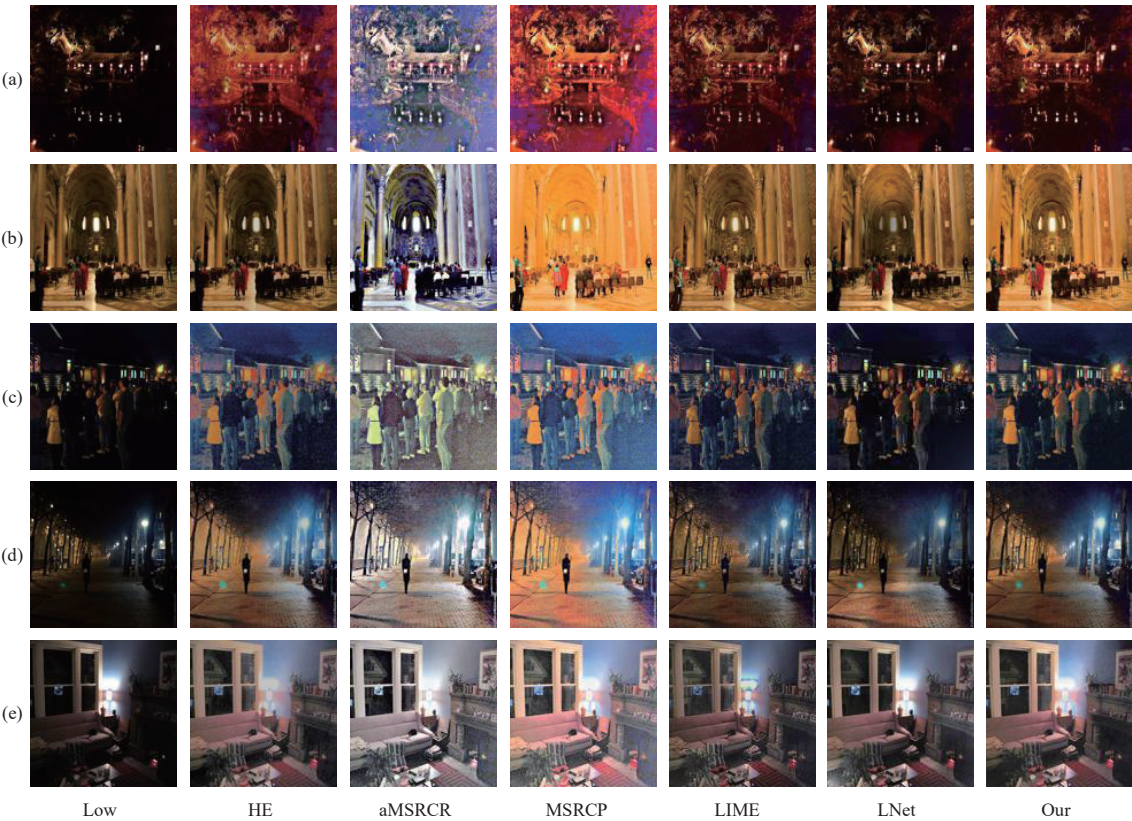


图8 Exdark数据集中真实低照度图像视觉主观对比。(a)龙舟;(b)城堡;(c)人;(d)马路;(e)房间。
Fig. 8 Visual subjective comparison of real low illumination images in Exdark dataset. (a)Dragon boat;(b)Castle;(c)People;(d)Road;(e)Room.

4.3 算法执行时间对比

为进一步证明网络性能,从LOL、Exdark数据集中各抽取300张图像,计算各个算法对这些图像的平均处理时长,表5给出了各算法具体执行时间。

表5 各算法平均运行时间对比

Tab. 5 Comparison of average running time of each algorithm

Algorithm	Time/s
HE	0.349
aMSRCR	0.483
MSRCR	0.900
LIME	27.539
LNet	5.791
Our	2.575

从表5中数据得知,本文算法所用时间多于传统方法中的HE和以Retinex理论为基础的算法,少于LIME和LNet算法。从文中实验可说

明,传统方法容易出现过曝光和颜色失真等问题,而图像增强要在保证图像不降质的前提下减少算法执行时间。

5 结 论

为了解决当前低照度图像增强算法中出现的各种问题,如伪影、颜色失真、亮度提升不明显等,本文提出了一种基于CBAM和复合残差网络相结合的算法,通过多尺度卷积层提取不同感受野的图像特征,并紧跟CBAM模块增强网络对重要信息的关注度,此外使用复合残差网络进行图像深层特征的提取,最后通过一个卷积核个数为1的卷积层将图像的特征信息从特征空间映射到图像空间,构建出增强后的图像。实验结果表明,本文与其他低照度图像增强的主流算法对比,图像亮度有了明显的提升,在颜色方面与原图更为接近,并保留了图像更多的纹理细节,且算法复杂度更低,所需时间成本也更低,符合生产生活需求。

参 考 文 献:

- [1] ZUIDERVELD K. Contrast limited adaptive histogram equalization [M]//HECKBERT P S. *Graphics Gems*. Amsterdam: Elsevier, 1994: 474-485.
- [2] IBRAHIM H, KONG N S P. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2007, 53(4): 1752-1758.
- [3] LAND E H. The Retinex theory of color vision [J]. *Scientific American*, 1977, 237(6): 108-128.
- [4] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODSELL G A. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- [5] RAHMAN Z, JOBSON D J, WOODSELL G A. Multi-scale Retinex for color image enhancement [C]//*Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*. Lausanne: IEEE, 1996: 1003-1006.
- [6] 黄慧,董林鹭,刘小芳,等. 改进Retinex的低光照图像增强[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(8): 1835-1849.
- HUANG H, DONG L L, LIU X F, *et al.* Improved Retinex low light image enhancement method [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(8): 1835-1849. (in Chinese)
- [7] 冯维,吴贵铭,赵大兴,等. 多图像融合Retinex用于弱光图像增强[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(3): 736-744.
- FENG W, WU G M, ZHAO D X, *et al.* Multi images fusion Retinex for low light image enhancement [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(3): 736-744. (in Chinese)
- [8] 王卫星,赵恒. 结合改进Retinex及自适应分数阶微分的雾霾公路交通图像增强[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(8): 1820-1834.
- WANG W X, ZHAO H. Haze traffic image enhancement based on improved Retinex and adaptive fractional differential [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(8): 1820-1834. (in Chinese)
- [9] CHENG Y, YAN J, WANG Z. Enhancement of weakly illuminated images by deep fusion networks [C]//2019 *IEEE International Conference on Image Processing*. Taipei, China: IEEE, 2019: 924-928.
- [10] 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.
- [11] LI C Y, GUO J C, PORIKLI F, *et al.* LightenNet: a convolutional neural network for weakly illuminated image enhancement [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 104: 15-22.
- [12] MORAN S, MARZA P, MCDONAGH S, *et al.* DeepLPF: deep local parametric filters for image enhancement [C]//2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle: IEEE, 2020: 12823-12832.
- [13] 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.
- [14] 陈清江,屈梅. 基于双残差卷积网络的低照度图像增强[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(2): 305-316.
- CHEN Q J, QU M. Low-light image enhancement based on dual-residual convolutional network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(2): 305-316. (in Chinese)
- [15] 黄辉先,陈凡浩. 基于注意力机制和Retinex的低照度图像增强方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201004.
- HUANG H X, CHEN F H. Low-illumination image enhancement method based on attention mechanism and Retinex [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201004. (in Chinese)
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, *et al.* CBAM: convolutional block attention module [C]//*Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision*. Munich: Springer, 2018: 3-19.
- [17] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, *et al.* Going deeper with convolutions [C]//2015 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston: IEEE, 2015: 1-9.
- [18] WEI C, WANG W J, YANG W H, *et al.* Deep retinex decomposition for low-light enhancement [J]. *arXiv*, 2018: 1808.04560.
- [19] MA K D, WU Q B, WANG Z, *et al.* Group MAD competition? A new methodology to compare objective image quality models [C]//2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas: IEEE, 2016: 1664-1673.

- [20] CHENG H D, SHI X J. A simple and effective histogram equalization approach to image enhancement [J]. *Digital Signal Processing*, 2004, 14(2): 158-170.

作者简介:



王兴瑞(1998—),男,吉林临江人,硕士研究生,2020年于长春理工大学获得学士学位,主要从事计算机视觉、跨模态图像融合方面的研究。E-mail: 2441009386@qq.com



朴 燕(1965—),女,吉林长春人,博士,教授,2000年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事裸眼三维显示,集成成像技术、智能目标识别及数字信号处理等方面的研究。E-mail: piaoyan@cust.edu.cn