

基于光照重映射的低照度图像增强算法

贾洪博, 石蕴玉*, 刘翔**, 赵静文

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

摘要 目前,大量低照度图像中存在不同程度的饱和区域,这些图像主要是由前后背景亮度差异较大而形成的。对于该类低照度图像,如何在增强低照度区域的同时,尽量保留饱和区域细节纹理成为研究的难点。提出了一种基于光照重映射的低照度图像增强算法,该算法从相机成像原理出发,利用相机响应模型,通过区域化处理和非线性变换对亮度信息进行重新调整。实验结果表明,所提算法具有增强区域广、纹理保真度高、速度快等优点,在主观视觉评价和客观指标上均取得了较好的结果。

关键词 图像处理; 图像增强; HSV 色彩空间; 光照重映射; 相机响应模型

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2210014

Low Illumination Image Enhancement Algorithm Based on Light Remapping

Jia Hongbo, Shi Yunyu*, Liu Xiang**, Zhao Jingwen

School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract At present, there are different degrees of saturation area in a large number of low illumination images, these images are mainly formed due to the large difference in the brightness of the foreground and background. For these kinds of low illumination images, how to enhance the low illumination area while retaining the detailed texture of the saturated area as much as possible has become a difficult point for research. A low illumination image enhancement algorithm based on light remapping is proposed. Starting from the camera imaging principle, the algorithm uses the camera response model to readjust the brightness information through regionalization processing and nonlinear transformation. Experimental results show that the proposed algorithm has the advantages of wide enhancement area, high texture fidelity, and fast speed, etc., which has achieved good results in the subjective visual evaluation and objective indicators.

Key words image processing; image enhancement; HSV color space; light remapping; camera response model

OCIS codes 100.2980; 100.2000; 330.3795

1 引言

图像是人类从外界获取信息的重要来源。高质量的图像不仅让人赏心悦目,而且还能提供丰富的细节信息。在很多计算机视觉任务中,如人脸识别、目标检测^[1]与跟踪等,都需要输入清晰且亮度适中的图像。但是由于不可避免的环境影响或者技术限

制,在光照条件不足或者失衡条件下时,采集到的图像往往因为对比度低、噪声大等而无法提供准确信息。

近年来,已有大量研究人员提出了低照度图像增强算法。Retinex 理论^[2]假设原始图像由入射图和反射图组成。单尺度方法^[3]和多尺度方法^[4]将反射率视为最终的增强结果,由于反射率估计存在偏

收稿日期: 2020-12-19; 修回日期: 2021-01-27; 录用日期: 2021-02-12

基金项目: 上海市自然科学基金(19ZR1421500)

通信作者: *yunyushi@sues.edu.cn; **xliu@sues.edu.cn

差,导致图像经常显得过于增强。Wang 等^[5]提出的方法在保持照明自然度的同时,增强了图像的对比度。Guo 等^[6]通过一种先验结构来细化初始光照图,并且将优化光照的问题嵌入到最优化问题中进行加速优化。田会娟等^[7]在 YCbCr 颜色空间构建了光照分量并进行 Gamma 校正,并且对反射分量进行多尺度细节增强,有效避免了亮度失真问题。刘健等^[8]对 HSV 色彩空间中的 V 通道进行引导滤波和高斯平滑处理,能够较好恢复阴影细节信息。最近,基于数据驱动的方法已经被广泛应用于低照度图像增强中。Lore 等^[9]利用堆叠式自动编码器,采用级联的方式对低照度图像进行增强和去噪。Wei 等^[10]使用 Retinex 模型将输入图像分为反射图和照明图,对反射图和照明图分别进行去噪和增强后,通过重建得到最终增强后的图像,但过度增强边缘信息导致无法生成较为平滑的自然图像。Ren 等^[11]通过卷积神经网络(CNN)获取弱光图像的全局信息,通过空间变体的循环神经网络获取弱光图像细节信息,最终通过融合方式获

取增强图像。Guo 等^[12]利用 CNN,通过迭代的方式,估计出一组最佳的光增强曲线。吴若有等^[13]将 RGB 变换到 HIS 空间,利用 CNN 结合注意力机制对亮度分量进行增强。

本文提出了一种基于光照重映射的低照度图像增强(LILR)算法。该算法不需要任何训练样本,借助相机响应模型,对原始图像进行区域化处理,通过重新调整映射方式,不仅能够较好地保留原始图像饱和区域细节信息,而且更全面地恢复了低照度区域内容,从而获得更高质量的图像。

2 所提算法

所提 LILR 算法包含相机响应模型、曝光矩阵、非线性映射 3 个部分。首先将输入的原始图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间,对 V 通道图像进行处理获得曝光矩阵;然后利用非线性函数对曝光矩阵进行非线性映射;最后将结果应用到相机响应模型中得到目标图像。具体流程如图 1 所示。

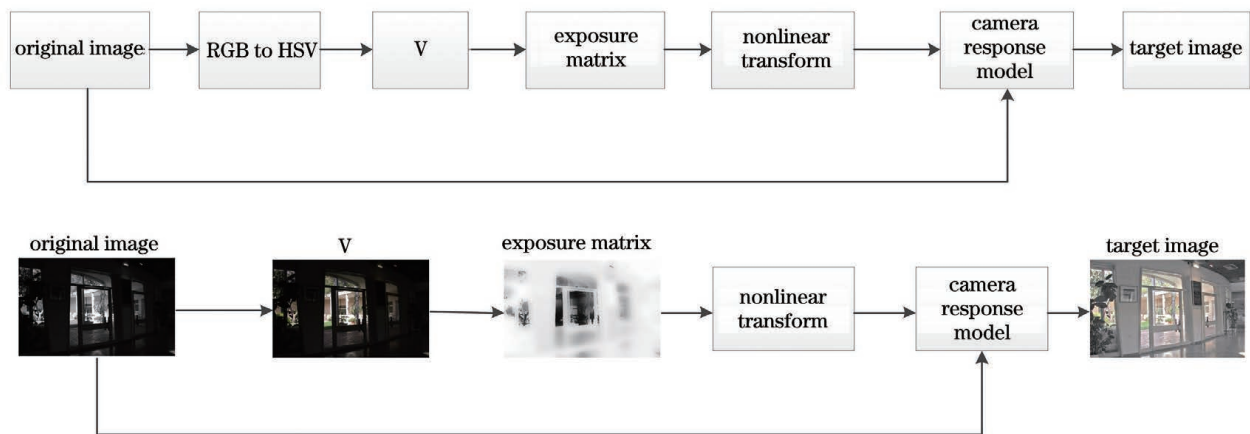


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2.1 相机响应模型

图像的成像是通过相机内部的一些非线性处理程序(如白平衡、去马赛克、降噪、颜色校正、色调映射等)处理得到的,而这一系列处理过程可以直接通过相机响应模型解释。相机响应函数可以直接描述相机响应模型^[14],表达式为

$$\mathbf{P}(x, y) = F[\mathbf{E}(x, y)], \quad (1)$$

式中: $\mathbf{E}(x, y)$ 表示场景辐照度; $\mathbf{P}(x, y)$ 表示图像像素值; $F(\cdot)$ 表示相机响应函数且单调增加,可以通过亮度映射函数(BTF)来间接估计。 \mathbf{P}_0 和 \mathbf{P}_1 为在同一场景不同曝光量下拍摄的两张图片,场景辐照度分别为 \mathbf{E}_0 和 \mathbf{E}_1 ,且 $\mathbf{E}_1 = k\mathbf{E}_0$ (k 为曝光率),则

\mathbf{P}_0 和 \mathbf{P}_1 的关系为

$$\mathbf{P}_1 = G(\mathbf{P}_0, k) = \beta \mathbf{P}_0^\gamma = \exp[b(1 - k^a)] \mathbf{P}_0^{k^a}, \quad (2)$$

式中: $G(\cdot)$ 表示 BTF; a 和 b 为固定的相机参数。当 $a = -0.3293$, $b = 1.1258$ 时,能够使该相机响应模型适应大部分相机。

相机响应模型曝光率 k 对于一张图像中的所有像素点都是一样的,当 k 增大时,使得原始图像中饱和区域出现过饱和,导致高亮区域细节丢失,如图 2 所示,天空、叶片和树枝均产生了一定程度的细节丢失问题。为了解决这一问题,所提算法专门设计了曝光矩阵对曝光区域和曝光率进行调整。

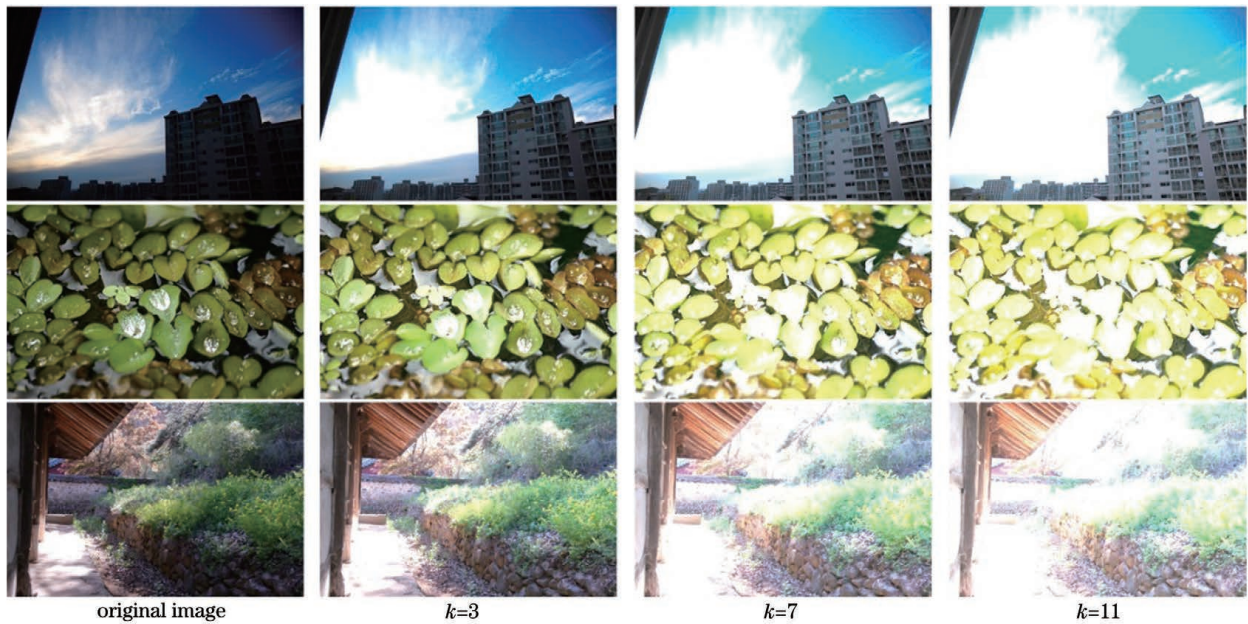


图 2 曝光率对图像的影响

Fig. 2 Influence of exposure rate on images

2.2 曝光矩阵

曝光矩阵是一种能够反映图像中低照度区域及增强的具体数值的矩阵。

$$A_L = \frac{\max(0, t_L - V)}{t_L}, \quad (3)$$

式中： V 是原始图像经 RGB 转 HSV 颜色空间后得到的； t_L 表示针对低照度区域需要设定的阈值参数矩阵，该矩阵中所有元素值相同，该参数主

要影响增强的区域及强度的大小； A_L 表示得到的曝光矩阵。图 3 为 t_L 对曝光矩阵的影响，从图中可以看出，当 t_L 增大时，需要曝光的区域增多，而且相同位置的曝光值也增大。由于曝光矩阵是对像素点逐个进行筛选的，为了更好地保留原始图像低照度区域内的细节信息，所提算法采用双边滤波器对曝光矩阵进行局部区域一致性处理。

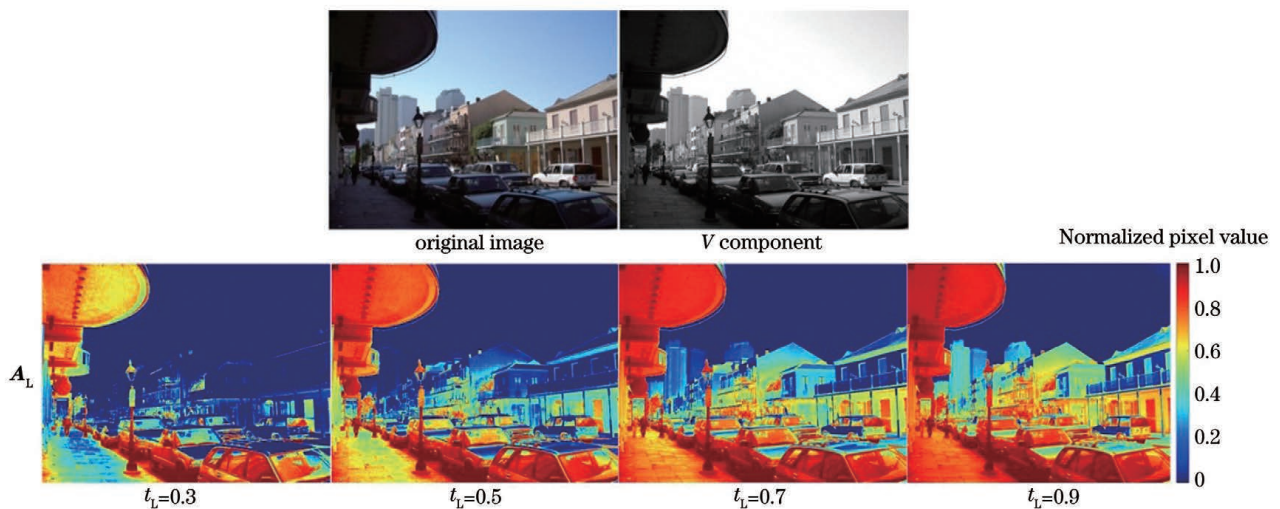


图 3 参数 t_L 对曝光矩阵的影响

Fig. 3 Influence of parameter t_L on exposure matrix

2.3 非线性映射函数

为了更好突出低照度图像中不同区域边界的细节信息，所提算法设计了非线性函数对曝光矩阵进行进一步处理。

$$K_L = \exp(\alpha_L A_L + \beta_L), \quad (4)$$

式中： α_L 为标量参数， β_L 参数矩阵且矩阵内元素值均相同。当原始图像为 I_L 时，通过 (3)、(4) 式得到 K_L ，然后用 I_L 和 K_L 分别替换 (2) 式中的 P_0 与 k ，

P_1 就是最终增强结果。

3 实验结果与分析

实验环境为搭载 AMD Ryzen Threadripper 1900X 8-Core Processor 3.80 GHz CPU, 32 GB 内存, Windows 10 操作系统。实验测试数据集为 MEF^[15]、LIME^[6]、VV^[16]、DICM^[17] 4 个公开数据集, 包含自然场景、人物、建筑等共计 120 张图像。MEF 数据集包含室内室外景观和人造建筑, 共计 17 张图像; LIME 数据集包含 10 张图片; VV 数据集共计 24 张大分辨率图像; DICM 数据集是由商业相机拍摄的 69 张图像。

3.1 消融研究

为了验证双边滤波的有效性, 对是否使用双边滤波进行消融实验。因为信息熵和梯度能够较好反映图像中的纹理信息, 所以选择平均信息熵和平均梯度作为评价指标。实验结果如表 1 和表 2 所示, 其中最优结果为粗体。在 4 个公开数据集上, 使用双边滤波器的平均信息熵和平均梯度与未使用双边滤波相比分别提升 17.8% 和 38.6%; 特别在 MEF 数据集上, 平均信息熵提升 31.7%; 在 VV 数据集上, 平均梯度提升 44.1%。因此使用双边滤波能够较好保留原始图像中的细节。

表 1 平均信息熵

Table 1 Average information entropy

Dataset	Without bilateral filter	With bilateral filter
MEF	5.3049	6.9870
LIME	5.3084	6.8904
VV	6.7219	7.0800
DICM	6.1006	6.7381
Average	5.8589	6.9013

表 2 平均梯度

Table 2 Average gradient

Dataset	Without bilateral filter	With bilateral filter
MEF	10.6121	14.7098
LIME	14.0008	19.0866
VV	7.0439	10.1526
DICM	11.3468	15.6469
Average	10.7509	14.8989

为了更好说明双边滤波的有效性, 对增强结果进行展示, 如图 4 所示, 第 1 列为原始图像, 第 2 列为未使用双边滤波器生成的图像, 第 3 列为使用双边滤波器生成的图像。从(a)行中的树木枝干和地

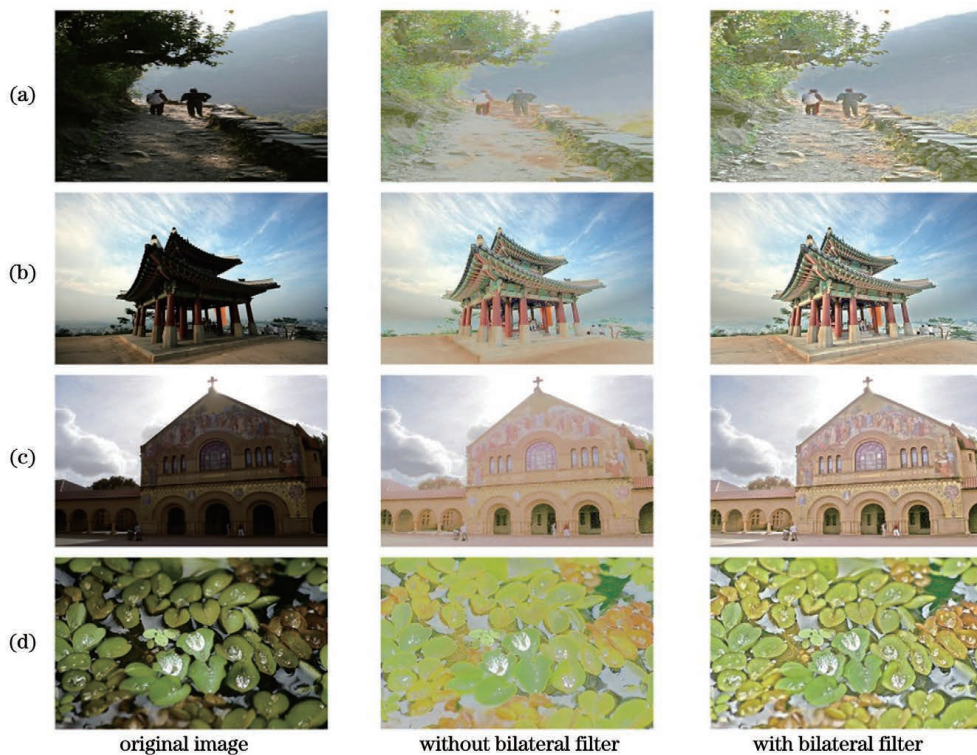


图 4 消融实验结果

Fig. 4 Results of ablation experiment

面岩石纹理、(b)行中的地面和草丛、(c)行中叶片纹理可以看出,未使用双边滤波会导致增强后的图片丢失部分原始图像的内部细节信息,进一步验证了双边滤波对于保留原始图像细节信息起到了关键性作用。

3.2 与其他方法比较

对 LILR、LIME、Retinex-Net^[10]、Zero-DCE^[12] 算法进行了对比,对比内容包含主观评价、客观评价和运行效率 3 个方面。由于深度学习算法的精度会受到训练数据集和训练设备的影响,为了保证实验结果准确,对 Retinex-Net 和 Zero-DCE 的训练数据集进行合并,然后在同一实验设备上分别对原文作者训练好的模型进行微调训练,并且选取训练后的最佳参数作为最终选取的实验参数。

3.2.1 主观评价

对各算法的增强结果进行了展示,如图 5 所示,其中第 1 列为原始图像,其余列为不同增强算法的增强结果。从(a)行图像左上角和中间的草根区域的嫩芽处可以看出,LILR 和 Retinex-Net 均能够以较好亮度进行显示,但是 Retinex-Net 边缘过于增强导致出现失真现象,而 LIME 和 Zero-DCE 均出现亮度增强不足的情况;从(b)行图像左边云端处可以看出,LILR 和 Zero-DCE 能够较好保留原始图像中高亮区域信息,但是 Zero-DCE 增强的图像色彩鲜艳程度相较于原始图像有所降低,LIME 则对于饱和区域细节丢失较为严重。(b)行图像中的右侧屋顶区域进一步说明了 LILR 能够更加全面对低照度图像进行增强。(c)行图像中的盘子区域进一步说明了 LILR 对细节保留得更好。

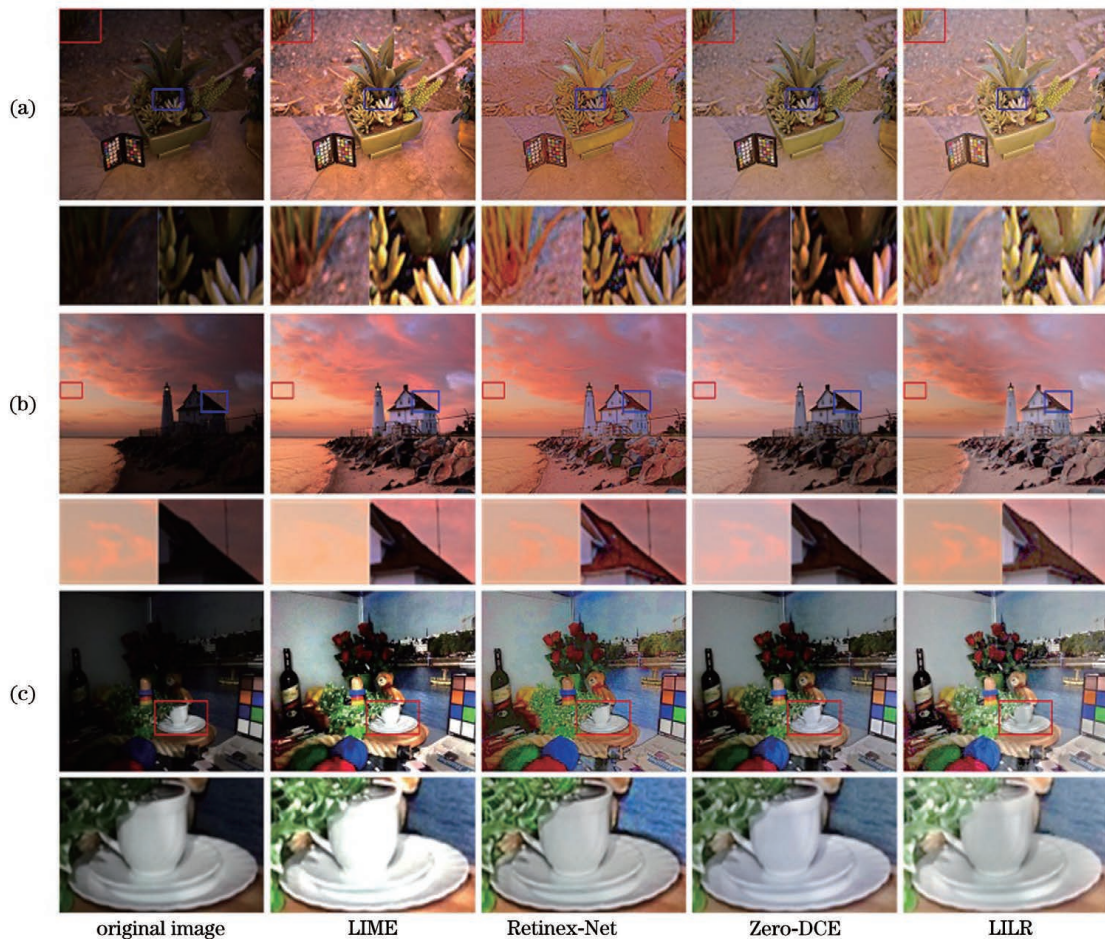


图 5 各算法增强效果对比

Fig. 5 Comparison of enhancement effects of various algorithms

从 3 幅图像整体来看:Retinex-Net 在亮度增强方面可以取得较好结果,但是在边缘处增强过度,导致整体出现失真现象;Zero-DCE 在亮度和细节方面可以取得相对较好的结果,但是对于部分图像会出

现饱和度丢失问题,导致色彩鲜艳程度降低;而所提 LILR 算法在亮度、细节纹理和饱和度 3 个方面均可以取得较好的结果。

3.2.2 客观评价

采用自然质量评价(NIQE)^[18]作为客观评价指标,结果如表 3 所示,最优结果为粗体。NIQE 用来评估图像的失真程度,值越小表示图像失真程度越小。从表中可以看出,所提算法在 LIME

和 VV 数据集上均取得了较好的成绩,在 MEF 数据集上仅次于 Zero-DCE 算法,并且从整体指标来看,所提算法也取得了相对较好的成绩,进一步证明了 LILR 算法对低照度图像增强的有效性。

表 3 平均自然质量
Table 3 Average NIQE

Dataset	LIME	Retinex-Net	Zero-DCE	LILR
MEF	3.5705	4.4073	3.2850	3.3173
LIME	4.0933	4.6012	3.7620	3.7232
VV	2.7772	2.6857	3.2153	2.5600
DICM	3.4596	4.4028	3.5666	3.7792
Average	3.4752	4.0243	3.4572	3.3449

3.2.3 运行效率

在相同 CPU 环境下,每一个数据集分别运行 20 次,然后计算平均值作为真实运行时间,结果如表 4 所示,其中最优结果显示为粗体。从表中可以看出:由于 VV 数据集分辨率为 2304×1728 ,图像

比较大,导致 4 种方法的运算速度都比较慢;与 LIME 和 Retinex-Net 相比,LILR 在 4 个数据集上的运行时间平均值大约分别减小了 60%和 91%,具有更高的处理速度。

表 4 平均运行时间
Table 4 Average running time

Dataset	LIME	Retinex-Net	Zero-DCE	LILR
MEF	0.5333	1.8674	1.8152	0.3526
LIME	1.3744	5.6632	5.1429	0.6151
VV	8.8293	39.5428	34.3723	3.4371
DICM	0.9417	3.7381	3.3426	0.2965
Average	2.9196	12.7028	11.1682	1.1753

unit: s

4 结 论

从相机成像原理出发,通过重新调整光照映射,能够较好解决增强不足和饱和区域细节丢失的问题。LILR 与 Retinex-Net 相比,在增强边缘细节的同时,能够进行一定的平滑处理,防止增强后的图像出现失真现象;与 LIME 和 Zero-DCE 相比,不仅能够保留原始图像中高亮区域细节信息,而且较好解决了部分区域增强不足的问题,从而能够恢复出更高质量的图像,且在相同 CPU 环境下,可以取得更快的运行速度,提高处理图像的效率。由于人为设计的非线性映射函数可能存在一定的局限性,而卷积神经网络具有强大的非线性拟合能力,进一步的工作是设计一个恰当的网络来替代目前设计的非线性函数,从而获得更高质量的图像。

参 考 文 献

- [1] Li L F, Sun R Y. Bridge crack detection algorithm based on image processing under complex background [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 061002.
李良福, 孙瑞赞. 复杂背景下基于图像处理的桥梁裂缝检测算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 061002.
- [2] Land E H. The retinex theory of color vision [J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-128.
- [3] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [4] 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*, 1997, 6(7): 965-976.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Tian H J, Cai M P, Guan T, et al. Low-light image enhancement method using Retinex method based on YCbCr color space[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(2): 0210002.
田会娟, 蔡敏鹏, 关涛, 等. 基于 YCbCr 颜色空间的 Retinex 低照度图像增强方法研究 [J]. *光子学报*, 2020, 49(2): 0210002.
- [8] Liu J, Guo X, Xu X L, et al. Low illumination image enhancement technique based on Retinex theory[J]. *Fire Control & Command Control*, 2019, 44(9): 139-143.
刘健, 郭潇, 徐鑫龙, 等. 基于 Retinex 理论的低照度图像增强技术 [J]. *火力与指挥控制*, 2019, 44(9): 139-143.
- [9] 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.
- [10] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep Retinex decomposition for low-light enhancement [EB/OL]. (2018-08-14) [2020-12-15]. <https://arxiv.org/abs/1808.04560v1>.
- [11] 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*, 2019, 28(9): 4364-4375.
- [12] 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 (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 1777-1786.
- [13] Wu R Y, Wang D X, Yuan H C. Low-light image enhancement based on attention mechanism and convolutional neural networks[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201002.
吴若有, 王德兴, 袁红春. 基于注意力机制和卷积神经网络的低照度图像增强 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201002.
- [14] 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 (ICCVW), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 3015-3022.
- [15] Ma K D, Zeng K, Wang Z. Perceptual quality assessment for multi-exposure image fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3345-3356.
- [16] Datasets. [EB/OL]. [2020-12-15]. <https://sites.google.com/site/vonikakis/datasets>.
- [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, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.