

基于Retinex里双分量改进的微光图像增强方法

陈华腾 刘磊 钱芸生 邓伟涛 石峰

Low-level-light image enhancement method based on Retinex theory by improving dual components

CHEN Huateng, LIU Lei, QIAN Yunsheng, DENG Weitao, SHI Feng

引用本文:

陈华腾, 刘磊, 钱芸生, 等. 基于Retinex里双分量改进的微光图像增强方法[J]. 应用光学, 2024, 45(4): 819–827. DOI: 10.5768/JAO202445.0404001

CHEN Huateng, LIU Lei, QIAN Yunsheng, et al. Low-level-light image enhancement method based on Retinex theory by improving dual components[J]. Journal of Applied Optics, 2024, 45(4): 819–827. DOI: 10.5768/JAO202445.0404001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0404001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于子窗口盒式滤波的MPPC微光成像增强算法

MPPC low-level-light imaging enhancement algorithm based on sub-window box filtering

应用光学. 2022, 43(6): 1097–1106 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0604008>

基于知识蒸馏的夜间低照度图像增强及目标检测

Nighttime low-light image enhancement and object detection based on knowledge distillation

应用光学. 2023, 44(5): 1037–1044 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0502004>

双头增强与非均匀校正的水下图像增强算法

Dual-head enhancement and non-uniform correction for underwater image enhancement algorithm

应用光学. 2024, 45(2): 354–364 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0202002>

融合Retinex和离散小波奇异值分解的远距离目标图像清晰化

Remote object image enhancement of fusion Retinex and discrete wavelet singular value decomposition

应用光学. 2021, 42(4): 656–663, 754 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0402004>

基于二次引导滤波的红外图像增强算法及其FPGA实现

Infrared image enhancement algorithm based on secondary guided filtering and its implementation on FPGA

应用光学. 2023, 44(4): 777–785 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0402002>

基于多尺度残差注意力网络的水下图像增强

Underwater image enhancement based on multiscale residual attention networks

应用光学. 2024, 45(1): 89–98 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0102003>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2024) 04-0819-09

基于 Retinex 里双分量改进的微光图像增强方法

陈华腾¹, 刘 磊¹, 钱芸生¹, 邓伟涛¹, 石 峰²

(1. 南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094; 2. 微光夜视重点实验室, 陕西 西安 710065)

摘 要: 近年来, 微光图像增强技术备受关注, 但仍存在一些问题。例如, 有时暗区域没有完全改善, 有时光源或光源附近的明亮区域曝光过度。针对以上问题, 提出了一种基于 Retinex 模型里照度分量和反射分量双增强的图像增强方法。该方法首先将原始图像由 RGB 空间转换到 HSV 空间, 并提取其中的 V 分量进行后续处理; 然后对 V 分量进行引导滤波获得图像照度分量, 根据 Retinex 理论通过分解得到图像的反射分量; 接着对照度分量进行全局自适应亮度增强, 对反射分量进行多尺度细节加强; 再将增强后的照度分量和反射分量按照 Retinex 模型重构得到 V 分量重构图, 并经过非线性变换处理和局部对比度增强处理; 最终转换回 RGB 空间获得最终增强图。实验结果表明, 该方法的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 和结构相似指数 (structural similarity index measure, SSIM) 评价价值分别为 17.741 和 0.765, 具有更好的图像质量, 较其他方法表现出更好的增强效果。

关键词: 微光图像增强; Retinex 模型; 全局亮度增强; 局部对比度增强; 细节增强

中图分类号: TN223

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202445.0404001

Low-level-light image enhancement method based on Retinex theory by improving dual components

CHEN Huateng¹, LIU Lei¹, QIAN Yunsheng¹, DENG Weitao¹, SHI Feng²

(1. School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. Key Laboratory of Low-Light-Level Night Vision Technology, Xi'an 710065, China)

Abstract: In recent years, low-level-light image enhancement technology has attracted much attention, but there are still some problems. For example, sometimes dark areas are not completely improved, and sometimes bright areas near the light source are overexposed. In response to the above issues, an image enhancement method based on Retinex model with dual enhancement of illumination and reflection components was proposed. Firstly, the original image was transformed from RGB space to HSV space, and the V-component was extracted for subsequent processing. Then, the V-component was filtered to obtain the illumination component of the image, and the reflection component of the image was obtained by decomposition according to Retinex theory. Next, the global adaptive brightness enhancement was applied to the illumination component, and the multi-scale detail enhancement was applied to the reflection component. Then, the enhanced illumination component and reflection component were reconstructed according to Retinex model to obtain the V-component reconstruction image, which was processed by nonlinear transformation and local contrast enhancement. Finally, it was converted back to RGB space to obtain the final enhanced image. The experimental results show that the evaluation values of peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity index measure (SSIM) of this method are 17.741 and 0.765, respectively, which have better image quality and better enhancement effect than other methods.

收稿日期: 2023-06-21; 修回日期: 2023-07-23

基金项目: 微光夜视技术重点实验室基金 (J20190102); 江苏省青蓝工程基金 (2017-AD41779)

作者简介: 陈华腾 (1999—), 男, 硕士研究生, 主要从事微光图像增强技术研究。E-mail: chenhuateng2023@163.com

通信作者: 刘磊 (1978—), 女, 博士, 教授, 主要从事半导体光电发射材料设计与制备。E-mail: liu1133_cn@sina.com.cn

Key words: low-level-light image enhancement; Retinex model; global brightness enhancement; local contrast enhancement; detail enhancement

引言

微光图像增强是图像处理的一个重要分支,其目的是突出图像有用特征,同时削弱或消除干扰信息,将原来不清晰或者亮度较低的图像变得清晰^[1]。比如夜间、雨天或者室内环境,这些场景光线复杂且微弱,从而导致可见光和对对比度严重下降,获得的图像或视频里包含大量的噪声以及出现亮度不均匀等情况,这不仅会影响人对图像的主观感受,还会影响这些图像或视频的进一步处理(如物体识别^[2]和检测^[3-5])。因此,微光图像增强一直是图像处理领域的一个热点,具有越来越重要的研究应用价值。通常,评估一种微光图像增强方法好坏的标准是看其是否能够有效提升图像中暗区域的可见性,这通常是通过增加暗区域的亮度来实现。为了获得令人满意的感知质量,增强图像的自然度至关重要^[6],尤其在亮度增强过程中,图像不应该过度锐化。所以,学者们从不同角度研究了该问题,例如传统方法中的直方图均衡化(HE)算法^[7],基于 Retinex 理论的算法^[8]和基于去雾模型的算法^[9]。REZA A M^[10]等人提出了限制对比度自适应的直方图均衡化算法。KIM J Y^[11]等人通过将图像重叠分块后再进行直方图均衡化,使得图像在保留细节的同时提高了处理速度。PIZER S M^[12]等人提出自适应直方图均衡化算法,该算法对局部图像对比度进行限制,改善了图像的过度增强现象。BANIK P P^[13]将图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 色彩空间,然后对 V 通道进行直方图均衡化,使得图像的色彩得以较好保留。JOBSON D J^[14]基于该理论提出了一种中心环绕的 Retinex 算法。随后,JOBSON D J^[15]通过结合高斯滤波的方法提出了单尺度 Retinex 算法(SSR 算法),在 SSR 算法的基础上,一种多尺度 Retinex 算法(MSR 算法)又被提出。但是,SSR 和 MSR 算法都存在颜色失真的问题,于是,具有色彩恢复的 MSRCR 算法被提出^[16]。GUO X J^[17]提出了 LIME(通过光照图估计的微光图像增强)算法,该算法首先使用原始微光图像的 RGB 通道,在 3 个通道中,获得照明图像的最大值,然后通过结构先验连续修改原始照明图像,以获得最终照明图像,但该方法在处理照度极低图像时效果不太理想。DONG X^[18]发现反转的微光图像与雾图像具有很高的相似性,并提出了去雾方法来增强微

光图像,实现了良好的增强效果。

针对上述问题,本文提出了一种基于照度分量和反射分量双增强的微光图像增强算法。首先由 Retinex 模型分解得到照度分量和反射分量:对于照度分量,设计了一种全局亮度自适应增强方法,该方法可以有效提升低亮度,而对于高亮度,则提升相对较小;对于反射分量,由于反射分量里包含图像的高频信息和细节,本文采用一种多尺度细节增强方法来完善反射分量的细节信息。经过处理后的照度分量和反射分量再通过 Retinex 模型进行重构,得到重构图。最后利用非线性变化对重构图进行泛灰去除,并进行局部对比度增强,最终得到主观视觉质量更好的微光增强图。

1 基础理论

1.1 Retinex 模型背景

Retinex 模型是建立在人类视觉感知系统基础上的一种理论。该模型认为图像可以分解成光照和反射两部分,即:

$$E = I \times R \quad (1)$$

式中: E 指一副图像; I 为 E 的照度分量,即光在图像中物体表面的亮度,决定了像素值在图像中的动态范围; R 为物体表面对物体的反射分量,里面包含了图像的细节纹理信息。公式说明图像 E 是由照度分量 I 和反射分量 R 共同作用的结果。本质上,照度分量 I 主要来自于图像中较为光滑的区域;而反射分量 R 一般分布在图像中纹理较小的区域。因此,可以将 Retinex 分解归结为将图像的平滑区域和纹理区域分开。Retinex 分解的流程如下。

首先对式(1)两边取对数,则可以抛开入射光的性质得到物体的本来面貌,如下所示:

$$\ln[E(x,y)] = \ln[I(x,y)] + \ln[R(x,y)] \quad (2)$$

Retinex 理论的提出者指出,照度分量 I 可以通过对原图像 E 进行高斯模糊而得到,这其实就是利用高斯滤波获取图像平滑区域,即

$$\begin{aligned} \ln[R(x,y)] &= \ln[E(x,y)] - \\ &\ln[E(x,y) \otimes G(x,y)] \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\otimes$ 为卷积符号; $G(x,y)$ 为高斯核函数,其公式如下:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi t^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2t^2}\right) \quad (4)$$

式中 t 为高斯函数的标准差。

1.2 引导滤波

引导滤波是一种以局部线性模型为基础的边缘保持算法^[19]。在边缘保持方面的效果优于其他滤波器,其表达式为

$$q(x,y) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k(x,y) \in M_k} [c_k J(x,y) + b_k] \quad (5)$$

式中: $q(x,y)$ 为输出图像; $J(x,y)$ 为引导图像; M_k 是半径为 r 的滤波窗口; $|\omega|$ 为窗口 M_k 中的像素总数; $k(x,y)$ 为窗口中每个点的像素; k 为滤波窗口的中心; c_k 和 b_k 是滤波窗口中心位于像素 $k(x,y)$ 处时的线性系数,其表达式为

$$c_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{k(x,y) \in M_k} J(x,y)p(x,y) - u_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (6)$$

$$b_k = \bar{p}_k - c_k u_k \quad (7)$$

式中: $p(x,y)$ 为输入图像; σ_k 为引导图像 $J(x,y)$ 在窗口 M_k 中的方差; $\bar{p}_k$ 表示输入图像在窗口 M_k 中的像素平均值; u_k 表示引导图像在窗口 M_k 中的像素平均值; ε 为正则化参数。

2 方法

本文提出了一种照度分量和反射分量双增强的微光图像增强方法。将原始图像从 RGB 空间转换到 HSV 颜色空间,再通过 Retinex 理论将 V 分量分解成反射分量和照度分量,然后将照度分量进行全局自适应亮度提升,将反射分量进行多尺度细节提升。接着将照度分量与反射分量重构回去,得到增强的 V 分量图,再对 V 分量进行非线性增强和局部对比度增强,得到最终 V 分量图。最后将图像从 HSV 空间转回 RGB 空间,得到最终微光增强图像。本文提出的微光图像增强方法的流程图如图 1 所示。

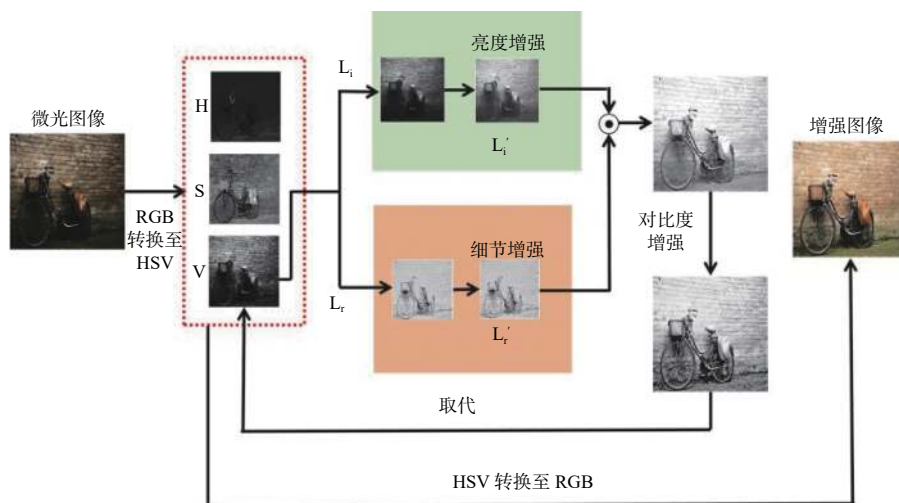


图 1 基于 Retinex 模型双分量增强方法示例

Fig. 1 Example of Retinex model method based on two component enhancement

2.1 照度分量和反射分量估计

本文将原图从 RGB 空间转换到 HSV 色彩空间,然后仅对 V 通道进行后续处理。照度分量的估计采取和 MSR 算法相似步骤,对 V 通道 E_v 进行多尺度引导滤波处理,提取照度分量,本文分别采用 3 个不同滤波半径的引导滤波处理,综合不同尺度的优点,保持平滑与边缘细节信息的平衡状态。计算公式如下:

$$I(x,y) = \sum_{n=1}^N W_n [q_n(x,y) * E_v(x,y)] \quad (8)$$

式中: N 为尺度总数,本文取 $N=3$; W_n 表示第 n 个尺度所占的权重,即引导滤波器的加权因子; $\sum_{n=1}^N W_n = 1$,本文取 $W_1 = W_2 = W_3 = 1/3$; $q_n(x,y)$ 为引导滤波函数。得到照射分量后,估计反射分量 $R(x,y)$,表达式为

$$\ln(R(x,y)) = \sum_{n=1}^N W_n \{ \ln(E_v(x,y)) - \ln[q_n(x,y) * E_v(x,y)] \} \quad (9)$$

2.2 照度分量增强

通过处理 V 分量得到图像的照度分量 I 后,本

文结合图像的光照分布特点设计了一种全局自适应亮度调整曲线,达到对高亮度区域的抑制,低亮度区域的提升,实现了对复杂不均匀光照图像的处理。该算法表达式如下:

$$I'(x,y) = \frac{\exp(a \times I(x,y)) - \exp(-a \times I(x,y))}{\exp(a \times I(x,y)) + \exp(-a \times I(x,y))} \quad (10)$$

式中: $I'(x,y)$ 为亮度提升后的照度图; $I(x,y)$ 为原照度图; a 为提升系数。图2为 a 分别为2、3、4时对应不同亮度值的提升。

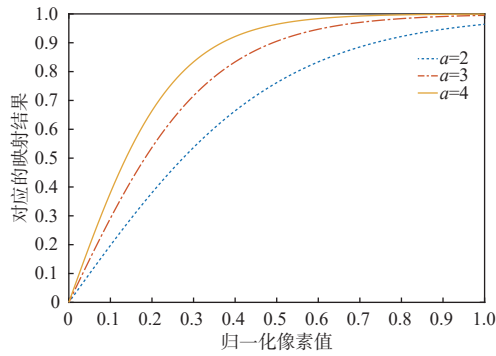


图2 不同 a 值下的亮度增强

Fig. 2 Brightness enhancement at different a values

从图2可以看出,该方法对低亮度提升明显, a 值越大,对低亮度的提升越显著,但同时也会导致亮度的动态范围被缩,综合考虑,本文选取 $a=3$ 。照度分量增强效果如图3所示。



图3 照度分量增强结果

Fig. 3 Illumination component enhancement results

2.3 反射分量增强

在 Retinex 模型里,反射分量包含图像的纹理信息,即细节。所以对于反射分量,需要加强它的细节信息。在这里,采用一种基于多尺度高斯滤波的图像细节提升方法^[20]。算法如下:

$$\begin{cases} B_1 = G_1 \otimes R \\ B_2 = G_2 \otimes B_1 \\ B_3 = G_3 \otimes B_2 \end{cases} \quad (11)$$

式中: G_1 、 G_2 和 G_3 是标准差分别为 $\alpha_1 = 1.0$ 、

$\alpha_2 = 2.0$ 和 $\alpha_3 = 4.0$ 的高斯滤波函数;其中高斯滤波核半径为 $d = 4\alpha$ 。然后用以下公式计算得到精细细节 D_1 、中等细节 D_2 和粗糙细节 D_3 :

$$\begin{cases} D_1 = R - B_1 \\ D_2 = B_1 - B_2 \\ D_3 = B_2 - B_3 \end{cases} \quad (12)$$

$$D^* = (1 - \omega_1 \times \text{sgn}(D_1)) \times D_1 + \omega_2 \times D_2 + \omega_3 \times D_3 \quad (13)$$

$$R^* = R + D^* \quad (14)$$

式中: D^* 为最终的全局细节; ω_1 、 ω_2 和 ω_3 分别为 0.5、0.5 和 0.25。在式(13)中,通过减少 D_1 中的正分量,同时放大 D_1 中的负分量来保证正负分量之间的平均差值。最后将全局细节 D^* 添加到反射分量 R 中,得到细节增强反射分量 R^* 。

图4展示了多尺度细节提升的影响。在图4(a)中,圣诞树的树叶能见度较低,相比之下,在图4(b)中,细节增强使得局部细节的视觉感知更加清晰,没有任何明显的伪影。

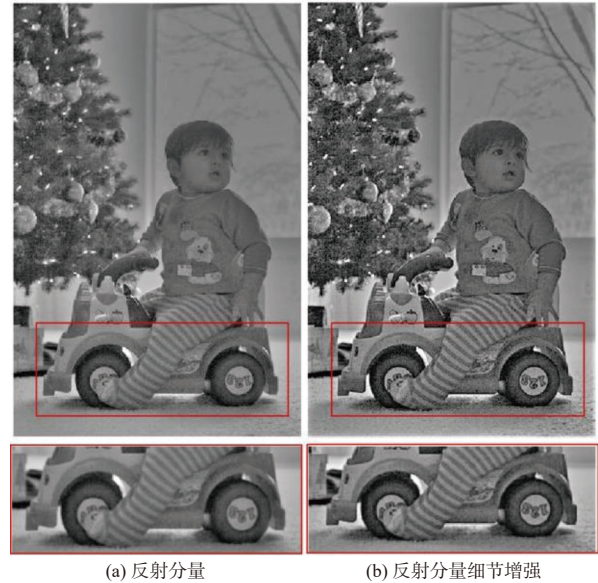


图4 反射分量多尺度细节提升后效果

Fig. 4 Effect of multi-scale detail enhancement of reflection component

2.4 重构和对比度增强处理

在传统 Retinex 模型里,经常将提取出来的反射分量作为最终增强图像,这通常会导致图像过度增强,图像边缘锐化。所以本文将增强过后的光照分量和反射分量再用 Retinex 模型重新合并起来,即:

$$E_v^* = I^* \times R^* \quad (15)$$

式中: E_v^* 为 V 通道的增强图像; I^* 为亮度增强后的照度分量。在得到增强图像后,本文发现图像

出现了一定程度的泛灰现象。克服泛灰现象的传统方法主要包括线性变换、分段式线性变换和非线性变换。在这里,采用一种非线性变化算法对式(15)中的 E_v^* 进行处理。采用的非线性数学表达式为

$$Q(x,y) = (\ln(E_v^*(x,y) + k) - \ln(k)) / (\ln(1+k) - \ln(k))$$

$$k = \text{sum}(\text{sum}(E_v)) / (m * n) \quad (16)$$

式中: $Q(x,y)$ 为拉伸后的图像; E_v^* 为待拉伸图像; m 、 n 为图片的尺寸; k 为像素平均值。

通常亮度提升后,图像对比度随之下降。本文提出了一种局部对比度增强算法来提升图像的对比度。该方法计算公式为

$$Q^*(x,y) = Q(x,y)^{e(x,y)} \quad (17)$$

式中: $Q^*(x,y)$ 为对比度增强后的结果; 指数 $e(x,y)$ 表达式为

$$e(x,y) = r(x,y)^p = \left[\frac{E_{\text{conv}}(x,y)}{E_v(x,y)} \right]^p \quad (18)$$

式中: $E_{\text{conv}}(x,y)$ 为对原始 V 分量 $E(x,y)$ 进行卷积, 本文采用引导滤波对其进行处理; P 为一个和图像有关的参数, 如果原始图像的对比度比较差, P 应该是一个较大的值, 用来提高图像整体的对比度。本文通过求取原始亮度图的全局均方差来决定 P 值的大小, 即

$$P = \begin{cases} 4.5 & \beta \leq 3 \\ 1.5 \times \frac{27-2\beta}{7} & 3 < \beta < 10 \\ 1.5 & \beta \geq 10 \end{cases} \quad (19)$$

式中 β 为原始亮度的全局均方差。当 β 小于3时, 说明图像对比度很差, 此时 P 值应取较大值。当 β 大于10时, 说明原图对比度还可以, 减少增强的强度。 β 介于3~10之间则适当线性增强。

非线性变换和局部对比度增强的影响如图5所示。从图5中可以看出, 经过非线性变换后, 图像的色彩开始明亮起来; 经过对比度增强后, 图像更加饱满。



图5 对比度增强处理

Fig. 5 Contrast enhancement processing

3 实验

本文定性和定量地评估了提出的基于双分量增强的 Retinex 模型的微光图像增强算法性能。并与现有的微光图像增强方法, 包括 HE^[7]、CLAHE^[10]、SSR^[14]、MSRCR^[16]、Dong^[18]、LIME^[17]、CRM^[21]方法进行比较, 演示了所提出模型的性能。所有的代码均在 Intel 酷睿 i7-8550U CPU 和 32 GB 内存的华硕笔记本电脑上运行。

数据集。为了验证本文所提出算法的有效性, 本文对微光图像增强进行了大量的对比实验。分别使用从文献[16-21]收集到的35张微光图像(35 images)和 Dark Face 数据集^[22]中随机提取的200张图像(此处称为200 Darkface), 以及 LOL 数据集^[23]中提取的200张图像及其对应的高光图像, 验证了本文算法的有效性。

客观指标。本文使用不同的客观指标来评价

微光图像增强的性能。比较方法通常根据以下2个指标进行评价: 无参考图像质量评价(no reference image quality evaluation, NIQE)^[24]。由于35 images 和 200 DarkFace 数据集中图像没有 ground truth, 无法计算峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似指数(structural similarity index measure, SSIM), 所以使用 NIQE 进行对比。对于 LOL 数据集, 本文比较了该数据集上的 SSIM、PSNR, 以实现更客观的评价。

3.1 照度分量与反射分量增强

图6为从 LOL 数据集中选取的一幅微光图, 然后用 SSR、MSRCR、LIME、CRM 及本文方法对其进行照度和反射分量估计。从图6中可以看出, 本文所提出的照度和反射双增强方法能够有效提升照度分量中的主要结构信息, 增强反射分量中的细节信息, 使得最终得到的微光增强结果的效果最好。

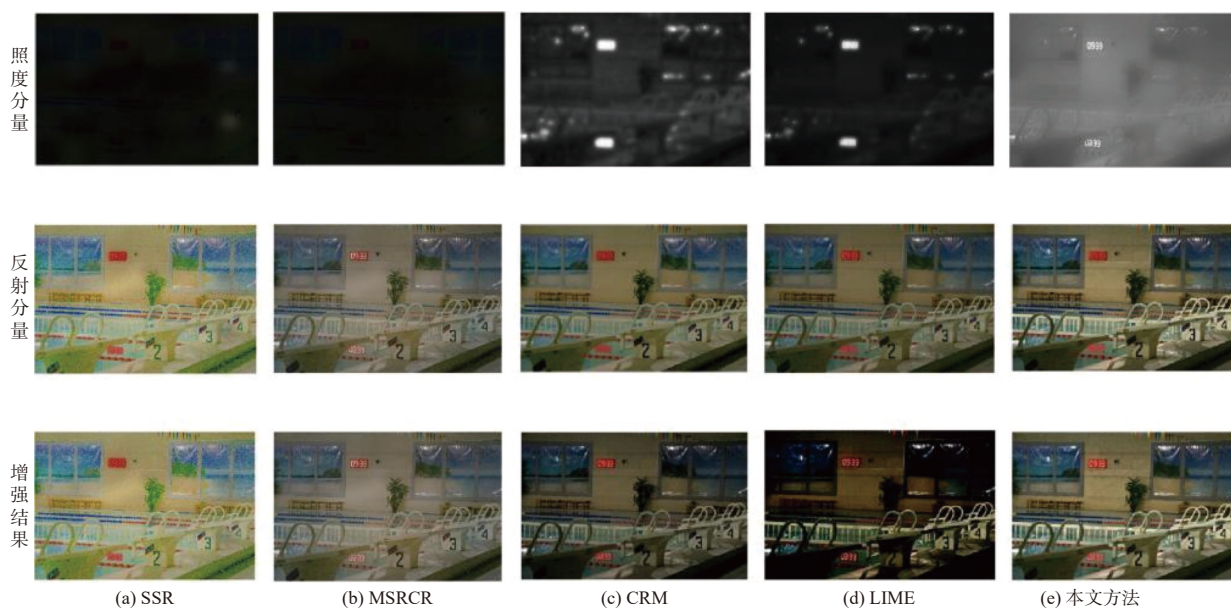


图 6 不同微光增强方法比较

Fig. 6 Comparison of different low-level-light enhancement methods

3.2 主观评价

本文在 35 张图像 (35 images) 和 200 Darkface 数据集上运行来自传统算法中的 HE、CLAHE、SSR、MSRCR 算法和近期提出的 Dong、LIME、CRM 算法。图 7 为从 35 images 数据集中选取的微光图用不同微光增强方法处理后得到的增强结果对比。图 8 为从 200 Darkface 数据集上选取的微光图在不同微光增强方法处理后得到的增强结果对比。可以看到 HE 算法造成局部过度曝光

现象; CALHE 算法在边缘细节处理时容易出现不足; SSR 和 MSRCR 算法对边缘细节的处理较差; Dong 算法的图像亮暗之间对比度过大, 导致图像不够自然; LIME 算法在极低亮度区域的增强效果较差, 且细节缺失严重; CRM 算法在高亮度区域出现过度增强; 而本文提出方法所增强的微光图比其他方法具有更好的主观视觉质量, 在抑制明亮区域过度增强, 边缘细节保留等方面具有不错的效果。



图 7 35 images 数据集中图像的增强结果对比

Fig. 7 Comparison of enhancement results of 35 images dataset images

本文也在 LOL 数据集上测试了本文提出的方法, 验证了极暗图像增强的有效性。图 9 为从 LOL

数据集中选取的极暗弱光图像、对应的 ground truth image 以及用不同方法进行增强后的图像。



图 8 200 Darkface 数据集中图像的增强结果对比

Fig. 8 Comparison of enhancement results of 200 Darkface dataset images



图 9 LOL 数据集中图像的增强结果对比

Fig. 9 Comparison of enhancement results of LOL dataset images

从图 9 中可以看出, 本文所提方法增强后的图像与 ground truth image 图更接近。本文所提出的方法相较于其他方法有更好的增强效果, 增强图像的质量更高, 更接近于真实高亮度图像。

通过用相机实际拍摄夜间微光图像, 测试算法在实际环境中的微光增强效果, 如图 10 所示, 可以看出, 本文算法在实际环境中也有着不错的增强效果, 在极微光环境下也有一定的增强。



图 10 相机拍摄的微光图增强效果

Fig. 10 Enhancement effect of low-level-light images captured by cameras

3.3 客观评价

NIQE 用于评价重建后的图像是否符合人眼感官,其值越小,说明图像越符合人眼视觉习惯。表 1 为对图 7~图 9 计算的 NIQE 值。从表 1 中可以看出,HE、CALHE、SSR、MSRCR、LIME 等算法的 NIQE 值相比于本文方法基本都要高出很多,说明

这些算法获得的增强图不太符合人眼视觉感官,而 Dong、CRM 算法与本文算法的 NIQE 则相差不大。表 2 为在 35 image 和 200 Darkface 数据集中计算的平均 NIQE 值。从表 2 中可以看出,本文算法相较于其他算法略胜一筹。

表 1 图 7~图 9 NIQE 对比

Table 1 NIQE comparison between Figure 7~Figure 9

图像	HE	CALHE	SSR	MSRCR	Dong	LIME	CRM	本文方法
图7	3.795	3.353	4.401	3.615	3.229	3.168	3.463	3.341
图8	2.712	2.809	3.887	3.566	2.348	3.050	2.686	2.151
图9	3.742	3.632	4.281	3.738	3.513	3.845	3.563	3.425

表 2 35 images 和 200 Darkface 数据集中图像的平均 NIQE

Table 2 Average NIQE of 35 images and 200 Darkface dataset images

数据集	HE	CALHE	SSR	MSRCR	Dong	LIME	CRM	本文方法
35 images	3.859	3.616	3.851	3.453	3.237	3.254	3.351	3.141
200 Darkface	2.703	2.657	3.795	3.435	2.784	2.909	2.631	2.362

PSNR 是一种基于误差敏感度的质量评估方法,其值越大,代表图像失真度越小;SSIM 是一种基于结构相关的评估方法,其值越大,说明原图和增强图之间的结构越相似,图像失真越小。表 3 为不同微光增强算法在 LOL 数据集上

的 PSNR 和 SSIM 对比,可以看出本文算法在 PSNR、SSIM 上的结果相比其他算法来说要好,说明本文算法在微光增强后的图像结构保真度最好,与原图最相似。表 4 为不同算法的运行时间比较。

表 3 LOL 数据集在 PSNR、SSIM 的定量比较

Table 3 Quantitative comparison of LOL dataset in PSNR and SSIM

指标	HE	CALHE	SSR	MSRCR	Dong	LIME	CRM	本文方法
PSNR	12.301	14.246	15.641	15.725	16.317	16.599	16.574	17.741
SSIM	0.448	0.594	0.662	0.682	0.697	0.664	0.659	0.765

表 4 不同微光图像增强方法计算时间比较

Table 4 Comparison of calculation time for different low-level-light image enhancement methods

指标	HE	CALHE	SSR	MSRCR	Dong	LIME	CRM	本文方法
PNSR	1.21	2.78	1.48	2.07	1.56	4.73	3.41	2.56

4 结论

Retinex 模型已被证明是一种有效的微光图像增强方法,而如何处理好由 Retinex 模型分解得到的照度和反射分量是获得高质量增强图像的关键。为了更好地应用 Retinex 模型实现更有效的微光图像增强,本文基于 Retinex 模型提出了一种照度和反射双增强的图像增强方法。先通过基于引导滤波的 Retinex 模型分解得到照度分量和反射分

量,然后对照度分量进行全局自适应亮度增强;对反射分量进行了细节加强。最后将增强后的照度分量和反射分量通过 Retinex 模型重构,并对重构图进行非线性变化处理和局部对比度增强,最终得到增强图像。通过大量的微光图像增强实验证明了该方法的有效性,与其他微光图像增强方法相比具有一定的优越性,且对实际拍摄得到的微光图片也有不错的增强效果。

参考文献:

- [1] TALAULIKAR A S, SANATHANAN S, MODI C N. An enhanced approach for detecting helmet on motorcyclists using image processing and machine learning techniques[M]//Advanced Computing and Communication Technologies. Singapore: Springer Singapore, 2018: 109-119.
- [2] BUCHSBAUM G. A spatial processor model for object colour perception[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 1980, 310(1): 1-26.
- [3] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV: IEEE, 2016: 779-788.
- [4] LI J, WANG Y B, WANG C G, et al. DSFD: dual shot face detector[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA: IEEE, 2019: 5055-5064.
- [5] ZHU X K, LYU S C, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal, BC, Canada: IEEE, 2021: 2778-2788.
- [6] 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.
- [7] 董丽丽, 丁畅, 许文海. 基于直方图均衡化图像增强的两种改进方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(10): 2367-2375.
DONG Lili, DING Chang, XU Wenhai. Two improved methods based on histogram equalization for image enhancement[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(10): 2367-2375.
- [8] HE L, LUO L, SHANG J. An image enhancement algorithm based on retinex theory[J]. *IEEE*, 2009, 2: 350-352.
- [9] LI L, WANG R G, WANG W M, et al. A low-light image enhancement method for both denoising and contrast enlarging[C]//2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Canada: IEEE, 2015: 3730-3734.
- [10] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. *The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 2004, 38(1): 35-44.
- [11] KIM J Y, KIM L S, HWANG S H. An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2001, 11(4): 475-484.
- [12] 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.
- [13] BANIK P P, SAHA R, KIM K D. Contrast enhancement of low-light image using histogram equalization and illumination adjustment[C]//2018 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC). USA: IEEE, 2018: 1-4.
- [14] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- [15] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. A multi-scale 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.
- [16] RAHMAN Z U, JOBSON D J, WOODDELL G A. Retinex processing for automatic image enhancement[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13: 100-110.
- [17] 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.
- [18] DONG X, WANG G, PANG Y, et al. Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video[C]//2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 1-6.
- [19] CAO L X, MA Z F, SHI J. Adaptive non-uniform low illumination image enhancement algorithm based on Retinex[J]. *Computer Measurement and Control*, 2020, 28: 155-159.
- [20] TAO L, ASARI V K. Adaptive and integrated neighborhood-dependent approach for nonlinear enhancement of color images[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2005, 14(4): 043006.
- [21] 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). Venice: IEEE, 2017: 3015-3022.
- [22] 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.
- [23] WEI C, WANG W, YANG W, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[J]. *arXiv preprint arXiv*, 2018, 1808: 04560-1-12.
- [24] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a 'completely blind' image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.