

改进Retinex的低光照图像增强

黄慧, 董林鹭, 刘小芳, 赵良军

引用本文:

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 Hui, DONG Lin-lu, LIU Xiao-fang, et al. Improved retinex low light image enhancement method[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(8): 1835–1849.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/OPE.20202808.1835>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

融合Retinex框架对电子内镜图像的增强

Enhancement of electronic endoscope image by fusing retinex frame

光学精密工程. 2019, 27(10): 2241–2250 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192710.2241>

多图像融合Retinex用于弱光图像增强

Multi images fusion Retinex for low light image enhancement

光学精密工程. 2020, 28(3): 736–744 <https://doi.org/10.3788/OPE.20202803.0736>

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

Haze traffic image enhancement based on improved retinex and adaptive fractional differential

光学精密工程. 2020, 28(8): 1820–1834 <https://doi.org/10.3788/OPE.20202808.1820>

亮通道先验Retinex对低照度图像的光照补偿

Illumination compensation using Retinex model based on bright channel prior

光学精密工程. 2018, 26(5): 1191–1200 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182605.1191>

升余弦变增益微视觉图像自适应增强与应用

Mic ro-vision image adaptive enhancement and application based on raised cosine variable gain

光学精密工程. 2018, 26(5): 1254–1266 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182605.1254>

文章编号 1004-924X(2020)08-1835-15

改进 Retinex 的低光照图像增强

黄 慧^{1,2}, 董林鹭^{1,2}, 刘小芳^{1,3*}, 赵良军³

- (1. 人工智能四川省重点实验室, 自贡 643000;
2. 四川轻化工大学 自动化与信息工程学院, 自贡 643000;
3. 四川轻化工大学 计算机科学与工程学院, 自贡 643000)

摘要:针对低光照条件下拍摄的图像受可见光低和噪声的影响,不仅降低图像在视觉上的美感而且会造成重要信息丢失的问题。本文提出结合平滑聚类和改进 Retinex 算法的估计照明图的低光照图像增强方法。使用平滑聚类将图像分离为细节层和基础层;利用 max-rgb 找到各通道最大值用于估计每个像素的照度,构建初始照明图,根据局部一致性和交替方向最小化技术优化照明图;自适应 Gamma 矫正对优化后的照明图进行非线性重标形成最终光照图;根据最终光照图增强输入图像,将增强后图像与细节层进行融合,获得清晰且细节更为丰富的图像;通过与 LE, GC, HE, SSR, MSR, MSRCR, MSRPC 算法相比,在图像 HightB 上,边缘强度最高达到 $1.00e+02$,平均梯度最高达到 10.5206,空间频率最高达到 52.0508,图像清晰度最高达到 14.6562,在主观评价和客观评价均优于其他对比算法。实验结果表明,所提算法具有良好的清晰度,更好的保留边缘和细节纹理,使用本文算法增强后的图片质量更高,细节更加丰富。

关键词:平滑聚类;低光照图像增强;Gamma 矫正;光照估计

中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20202808.1835

Improved retinex low light image enhancement method

HUANG Hui^{1,2}, DONG Lin-lu^{1,2}, LIU Xiao-fang^{1,3*}, ZHAO Liang-jun³

- (1. *Sichuan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Zigong 643000, China;*
2. *College of Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science and Engineering, Zigong 64300, China;*
3. *College of Computer Science and Engineering, Sichuan University of Science and Engineering, Zigong 643000, China)*

* *Corresponding author, E-mail: 150507076@qq.com*

Abstract: Images taken under low-light conditions are affected by low visible light and noise, which reduce the visual quality and also result in loss of important information. This article proposed a low light image enhancement method that combined smooth clustering and the improved Retinex algorithm to estimate images taken under low-light conditions. An image was separated into the detail layer and

收稿日期:2020-03-31;修订日期:2020-04-24.

基金项目:四川省科技计划资助项目(No. 2017GZ0303);四川省院士(专家)工作站基金资助项目(No. 2016YSGZZ01);企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室开放基金资助项目(No. 2019WZY04);自贡市科技计划资助项目(No. 2019RKX03);四川轻化工大学科研项目资助(No. 2018RCL21)

the base layer via smooth clustering. Then, max-*RGB* was used to find the maximum value of each channel to estimate the value of each pixel, construct the initial illumination map, and optimize this map based on local consistency and alternating direction minimization techniques. Adaptive Gamma correction performed non-linear relabeling on the optimized illumination map, providing the final illumination map. The input image could be enhanced by using the information of the final illumination map, and the enhanced image was fused with the detail layer to obtain a clearer and more detailed image. The proposed model exhibited better performance compared with the LE algorithm, GC algorithm, HE algorithm, SSR algorithm, MSR algorithm, MSRCR algorithm, and MSRCP algorithm; the edge intensity is $1.00e + 02$, average gradient is 10.520 6, and spatial frequency is 52.050 8. The highest image definition achieved is 14.656 2, which is superior to other algorithms considered in this study, in both subjective and objective evaluations. The experimental results show that the proposed algorithm can generate images with higher definition, clearer edges, and richer textures.

Key words: smooth clustering; low-light image enhancement; gamma correction; illumination estimation

1 引言

高可见度图像能够更清楚地反映目标场景中的细节,在目标识别^[1]、跟踪^[2]以及医学^[3]研究等计算机视觉技术方向起着重要的作用。但是受摄像头系统成本高,拍摄技术人员的技巧等因素的限制,多数情况下选用相对便宜的传感器进行图像的采集。低光照图像在拍摄过程中受到光照不足、噪声等因素影响,图像的视觉质量无法令人满意,可能损害主要用于高可见度输入的算法性能^[4],图片的重要信息被隐藏或忽略。图像增强的主要想法是只突出显示图像中人们感兴趣的部分或特征,为提高低光照图像的视觉质量,发掘出被掩藏的有效信息,低光照图像增强技术具有重要价值和现实意义。

经典的图像增强技术主要可以分为:空间域法和频域法^[5]。空间域法直接对图像的像素进行处理,不进行其他域变换,常见方法的有线性增强(Linear Enhancement, LE)^[6]和直方图均衡(Histogram Equalization, HE)^[7-8]处理。多研究人员试图根据原始输入图像的统计信息,直接将埋没的结构放大到可见状态,例如线性变换对图像中的像素值进行增大,是调出暗区可见性的最直观和简单的方法,但是带来的问题是若存在已饱和的较亮的区域,反而会过度增强丢失相应的细节,原本的区域纹理特征可能变得不可见^[9]。HE策略通过归一化迫使输出图像落在

$[0,1]$ 之间,使原始图像中较集中的某个灰度区间在全范围内均匀分布。频域法将图像输入到频域中,计算图像的傅里叶变换,对特定图像的每一个傅里叶变换执行增强操作,随后执行逆傅里叶变换从而获取伴随图像,主要有高通滤波、同态滤波等方法。以上的算法都是简单且易实现的,但在低光照的情况下,图像的信息不规则被隐藏在黑暗中,简单的增强的效果并不理想,不能得到较高品质的图像。研究人员在经典算法上提出许多改进,如通过变分法在直方图上加入不同的正则化项,从而改善 HE 的性能。其中通过寻找二维直方图的分层差异^[10],上下文差异对比增强算法^[11]试图找到差异直方图映射,虽然在一定程度上避免像素的溢出和过度增压强制像素值在 $[0,1]$ 范围内,但是本质上它们关注于对比度增强,而不是利用真实照明的原因,存在过度增强和增强不足等风险,无法解决色彩饱和度的问题。Retinex 理论基于视觉系统,主要假设(彩色)图像可以分解为反射率和照明度两个因素。在边缘增强和保护纹理的过程中,黑暗区域中重叠的成像和噪声可能同时被放大^[12];针对光线不平衡的情况,需要一个自适应的模型根据不同区域动态的增强图像;尽量保证图像的自然性,如果图像的场景特征在增强后与视觉上失去一致性,那么这样的算法是失败的;但是传统的 HE 方法和 Retinex 理论很难同时满足上述所有要求。

基于 Retinex 算法又衍生出单尺度 Retinex (Single Scale Retinex, SSR)、多尺度 Retinex

(Multi-Scale Retinex, MSR)^[13-14]、多尺度彩色恢复算法 (Multi-Scale Retinex with Color Restoration, MSRCR)^[15-16]、多尺度色彩保护算法 (Multi-Scale Retinex with Color Protection, MSRCP)^[17], 将反射率作为最终增强的结果, 经常显得过度增强, 反射率看起来不自然。Zhang 等^[18] 提出运用动态随机共振算法增强非均匀光照图像, 该算法通过随机共振原理模拟自然情况, 解决了弱光问题, 但是面临增强不足和颜色失真的问题。Fu 等^[19] 提出一种通过多种融合最初估计的照明图来调节照明的方法, 使照明更为自然, 但由于照明结构的盲目性, 照明图可能使纹理丰富的区域失真, 并且计算复杂度较高。Dong 等^[20] 注意到倒置的弱光图像视觉上与雾度图像很相似, 由此提出一种将低光照图片倒置后雾化, 去雾后获得不真实图像, 再将不真实图像倒置获得增强图像, 这种方法虽然视觉质量不错, 但是其理论模型缺乏物理解释。近年来随着深度学习的发展, 一些研究人员期望通过深度学习的方式更高效的实现低光照图像增强, Chen 等^[21] 在 Retinex 基础上建立 RetinexNet 模型, 其模型包括用于分解的 Decom-Net 和用于调整照明的 Enhance-Net 两个部分。本文提出的方法基于 Retinex 做出改进, 通过平滑聚类的方法获取基础层, 由输入图像与基础层的差异得到细节层。通过估计低照度图像的照明图来增强图像, 初始化照明图后, 结合局部一致性和交替方向最小化技术优化照明图。常见 Retinex 算法进行

Gamma 矫正 (Gamma Correction, GC)^[22] 时都是采用固定值或手动调整参数。本文采用自适应 Gamma 矫正同时本文仅估算照明图, 利用自适应 Gamma 矫正可以更好适应图像的变化, 通过对优化的照明图进行非线性重标, 调整较暗区域图像亮度减小噪声的影响。仅估算照明图可以大大缩小求解空间和计算量, 最后加入细节融合的步骤。在实验结果表明与其他几种经典算法相比较, 本文算法获得的增强图像细节方面更为丰富, 图像的清晰度高。

2 提出算法

经典的 Retinex 模型在增强微光图像方面取得了良好的效果, 其主要思想是将图像 I 分解为^[23]:

$$L = R \cdot T, \tag{1}$$

其中: R 为反射图像, T 为照明图, 操作符 \cdot 表示两个矩阵中个对应元素做乘法, 多数基于 Retinex 的算法都采用对数变换来降低计算复杂度^[24]。在本文中假设图像的 3 个通道共享相同的照明图, 通过 T 和 \hat{T} 分别表示一通道和三通道照明图, 该模型的物理意义^[4] 可以理解为将观察到的图像分解为所需光照增强场景和照明图的乘积。

提出的模型^[20] 反转的低光照图像 $1-L$ 与雾度图十分相似, 表示为:

$$1-L = (1-R) \cdot \hat{T} + a(1-\hat{T}), \tag{2}$$

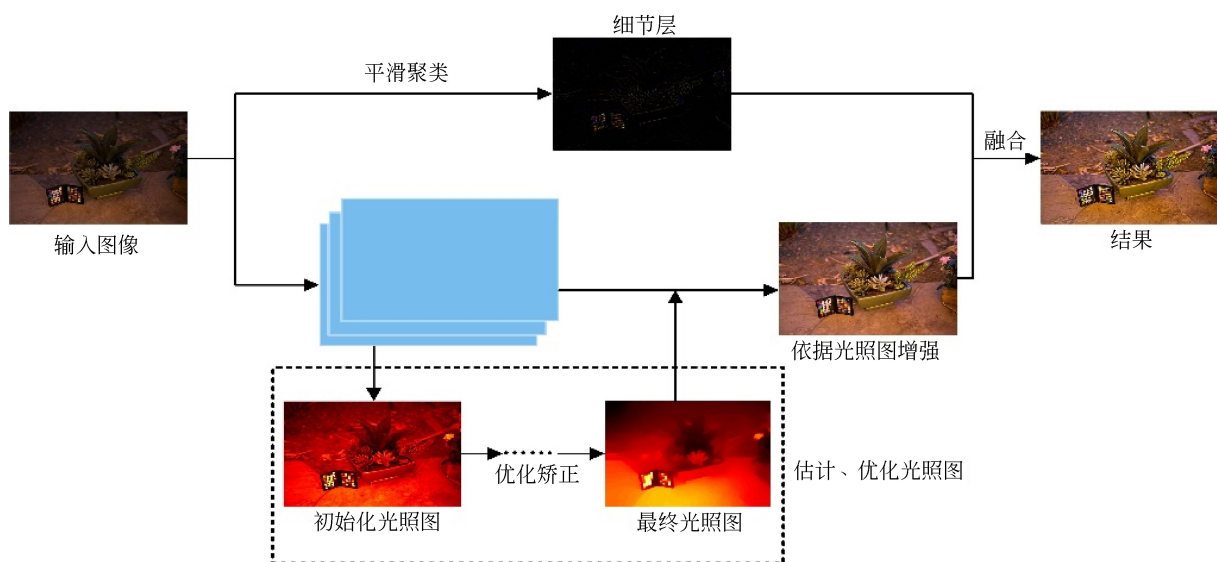


图 1 本文方法结构图

Fig. 1 Structure of the method in this paper

由式(1)进行元素分割 $r=L/T$ 可以得到期望图像增强 R , 显然 T 是恢复 R 的关键。同理运用于三通道的彩色图像 L/\hat{T} 可以充当图像增强的结果。将图像进行分解再对每一个部分都进行相应的操作, 最后将每个组件组装在一起获得最终的增强图像。本文方法结构图如图 1 所示。

2.1 图像的平滑聚类获取细节图

第一阶段对低光照图像进行平滑聚类去除纹理, 主要为两个步骤: 式(1)图像 I 中像素的检测, 式(2)平滑聚类各区域内的像素点。该窗口中心的像素点 (i, j) 的灰度值为 $f(i, j)$ 。窗口内像素点构成的集 $S_{i,j}$ 和窗口内所有像素值的平均值 $Avg(S_{i,j})$ 分别为:

$$S_{i,j} = \{f(i+k, j+r) \mid k, r = -1, 0, 1\}, \quad (3)$$

$$Avg(S_{i,j}) = \frac{1}{m^2} \sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 mf(i+k, j+r). \quad (4)$$

对滤波窗口中心像素点 (i, j) 做中值平滑, 得到的灰度值为:

$$g(i, j) = med\{f(i-n, j-n), f(i-n+1, j-n+1), \dots, f(i, j), \dots, f(i+n, j+n)\}. \quad (5)$$

滤波操作使边界模糊, 利用平滑聚类后的图像 L_{base} 作为基础层, 可以提取出低光照图像中的细节层 L_{detail} , 单独保存图像的细节层在最后的融合时加入。

$$L_{detail} = L - L_{base}, \quad (6)$$

2.2 初始化照明图

在初始化估计照明图像中的每个元素 $\hat{T}(x)$ 时, 作为第一种颜色恒定性的方法, 选择利用 max-RGB 算法寻找三个颜色 (R, G, B) 通道的最大值来估计照明度, 但这种估计方式仅能提高全局照明度, 在本文中需要对非均匀照明进行处理:

$$\hat{T}(x) \leftarrow \max_{c \in \{R, G, B\}} L^c(x), \quad (7)$$

其中 c 属于 R, G, B 三个颜色通道, 在这个方程式中, 假设每个像素的照度至少是其中三通道中的最大值。根据 Retinex 理论得到增强的低光照图像为:

$$R^c(x) = I(x)/(T(x) + \epsilon), \quad (8)$$

因为 ϵ 是非常小的常数, 避免了分母为 0 的情况, 从而保证获得的 $\hat{T}(x)$ 不会饱和。暗通道的先验通常用于估计传输图像进行去雾处理, 于是式(2)

中 $1-L$ 等价于^[25]:

$$\hat{T}(x) \leftarrow \min_c \frac{1-L^c(x)}{a} = 1 - \frac{1}{a} + \max_c \frac{L^c(x)}{a}. \quad (9)$$

将式(9)代入式(2)解出^[8]:

$$R^c(x) = \frac{L^c(x) - 1 + a}{\left(1 - \frac{1}{a} + \max_c \frac{L^c(x)}{a}\right)} + (1-a). \quad (10)$$

可以看到当 a 取值为 1 时, 式(8)和式(10)结果相同。但如果 a 远离 1 时, 式(8)和式(10)之间的等价性就会打破^[26]。

由于其简单性, 使用式(7)就可以来初始估计照明映射 \hat{T} , 初始化照明映射图实例如图 1 所示。虽然在过去的几十年中, 很多研究人员已经提出各种方法来提高精度^[27-28], 这些改进基本都通过考虑目标像素周围小区域内的邻近像素的一致性来考虑局部光照。接下来, 通过优化照明图更好地达到这个目标。

2.3 优化照明图

由上述可知光照估计从局部一致性中受益, 可以使不同区域的增强效果有所不同, 代表方式为:

$$\hat{T}(x) \leftarrow \max_{y \in \Omega(x)} \max_{c \in \{R, G, B\}} L^c(y), \quad (11)$$

$$\hat{T}(x) \leftarrow \max_{y \in \Omega(x)} \max_{c \in \{R, G, B\}} L^c(y), \quad (12)$$

其中: $\Omega(x)$ 是以像素点 x 为中心的区域, y 是该区域内的位置索引, 这些策略在一定程度上增强了照明图像的局部一致性。但它们的结构是未知的。基于初始照明图 \hat{T} , 为保留整体结构并平滑纹理细节, 优化问题^[26]:

$$\min_T \|\hat{T} - T\|_F^2 + \alpha \|W \cdot \nabla T\|_1, \quad (13)$$

其中: α 是使式(13)中两个项保持平衡的系数, $\|\cdot\|_F$ 和 $\|\cdot\|_1$ 表示标准范数和 1 范数, W 表示权重矩阵, ∇T 代表一个包含水平方向光照 $\nabla_h T$ 和垂直光照 $\nabla_v T$ 的一阶滤波期。在优化式(13)中, 第一项考虑到了初始映射 \hat{T} 和修正映射 T 间的差异, 第二项考虑了平滑度。由此看出在权重矩阵 W 设置为 1 会导致式(13)中损耗总变量最小化问题^[29], 同时也缺少区分强结构边缘和纹理的能力^[30]。

由此可见, 权值矩阵设置非常重要, 引出对每一个位置通过如式(14)所示的方式设置权重^[26]:

$$W_h(x) \leftarrow \frac{\sum_{y \in \Omega(x)} G_\sigma(x, y)}{\left| \sum_{y \in \Omega(x)} G_\sigma(x, y) \nabla_h \hat{T}(y) \right| + \epsilon}, \quad (14)$$

其中: $G_\sigma(x, y)$ 由高斯滤波核产生, 标准差 σ 实质上是调整周围像素对当前像素的影响程度, 调大 σ 的值会提高远距离像素对中心像素的影响。由于本文希望借助局部区域的一致性更好的修正照明图像, 将 σ 定值为 $2^{[26]}$ 在一定程度上既能保存像素点之间的联系又能不过分干扰局部的一致性。 $|\cdot|$ 是绝对运算符, 式(14)中的权重矩阵是基于给定的 \hat{T} 结构, 故权重矩阵只需要计算 1 次,

不由 T 进行迭代更新。

式(13)可以通过交替方向最小化技术有效解决, 为加快计算的速率, 通过式(14)近似计算式(13):

$$\min_T \|\hat{T} - T\|_F^2 + \alpha \sum_x \left(\frac{W_h(x)(\nabla_h T(x))^2}{|\nabla_h \hat{T}(x)| + \epsilon} + \frac{W_v(x)(\nabla_v T(x))^2}{|\nabla_v \hat{T}(x)| + \epsilon} \right). \quad (15)$$

由此看出这个问题只涉及二次项, 故可以直接计算解决方案, 而不需要任何迭代。以图像 OnGra 为例, 对比多种算法的照明图像以及对相应增强后的结果如图 2 所示。

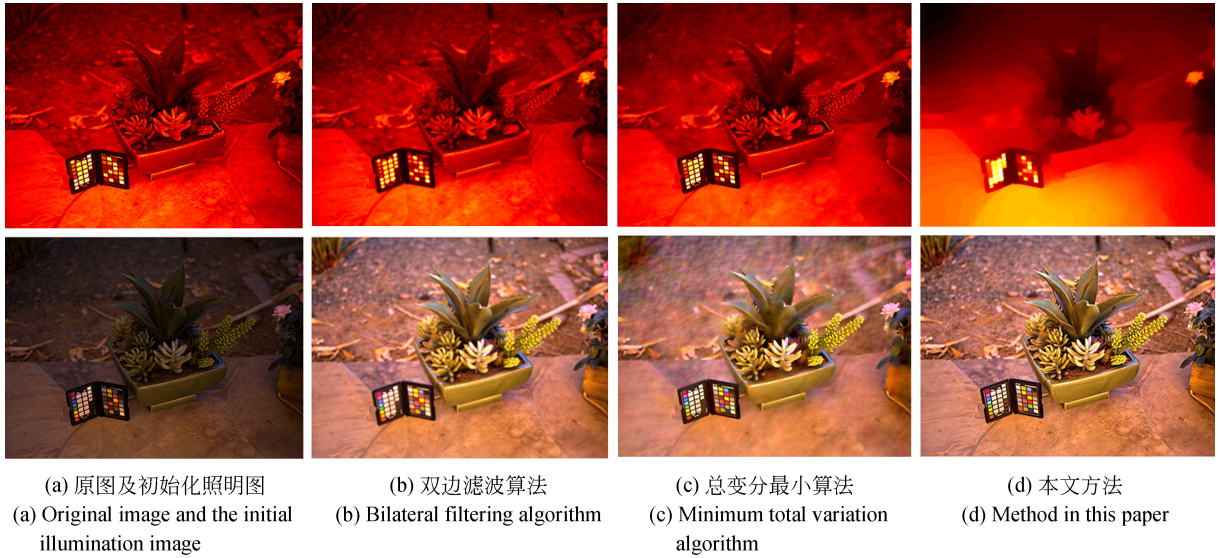


图 2 对比多种算法对光照图像的优化以及对相应增强后的结果

Fig. 2 Compare the optimization of the illumination image and the corresponding enhanced results by multiple algorithms

图 2 中(a)通过 max-RGB 初始化的照明图, 该方法下光照图是非常均匀的, 只能提高全局照明度, 对非均匀照明图像处理的能力有限; 图 2 (b)表示利用双边滤波对光照图进行优化, 增强结果显示出不错的色彩丰富度, 但调色板颜色被模糊并且损失了调色板和植物的细节信息; 图 2 (c)表示用总变分最小法调整照明图, 调色板的细节纹理和清晰程度较高, 但是对背景信息造成了明显的影响, 花盆后的场景信息基本丢失; 尽管图 2(b)和图 2(c)在一定程度上解决了对非均匀图像处理的问题, 但两种方法增强后造成不同位置的细节信息的丢失。图 2(d)代表的本文方法, 能

直观地感受到增强后的图像中调色板色彩鲜艳, 花盆中的植物栩栩如生, 细节丰富, 纹理清晰, 充分显示出本文方法的优势。

2.4 自适应 Gamma 矫正

传统 Retinex 算法使用 Gamma 矫正用于对改进后的光照图进行非线性重标, 经典的 Gamma 矫正如下:

$$I_{out} = cI_{in}^\gamma, \quad (16)$$

其中: I_{in} 和 I_{out} 分别表示输入图像的强度和输出图像强度, c 和 γ 为控制变换曲线状态的两个参数, c 是用来提高或降低输出图像的亮度, γ 控制变换函数的斜率, γ 值越大变换曲线越陡, 相应

的强度分布就越多。但传统的 Gamma 矫正灵活性有所欠缺,针对不同光照情况的参数分类种类繁多,手动设置增大了计算的工作量,并且浪费时间。

引理 1 中、高对比度图像,其 $\gamma \in [0.9, 1.65]$ 范围内^[31]。

由引理 1 可知在图像的 γ 值在 1 附近范围,图像的对比度变化不明显。在低光照图像中调高亮度常比对比度增强更为重要,于本文使用自适应 Gamma 矫正算法^[31],这是一种去除噪声、增强所有类型图像的有效方法。

2.5 融合策略

在图像严重曝光不足、低光照的情况下获取的图像可见度低,导致很多有效信息被埋藏在黑暗中,成像的效果影响到人的视觉体验,为更好地提取出隐藏的信息,本文提出以下融合方法:

$$\mathbf{L}_{\text{result}} = \mathbf{L} + \mathbf{L}_{\text{detail}}, \quad (17)$$

其中 \mathbf{L} 代表根据最终照图增强后的低光照图像。

3 仿真实验

3.1 对比方法及参数设置

本文所有实验都建立在 windows 10 操作系统下的 Matlab R2018a 平台,为保证实验效果的可靠性,所选取的图像均选自 Exclusively Dark 数据集^[32],该数据集是从极弱光环境到微光(即

10 种不同条件下)的 7 363 幅弱光图像的集合。为充分评价本文提出方法的性能,更好地体现改进后方法的优势,实验会在不同场景的低光照图像上测试本文方法与经典增强算法:线性增强(LE),Gamma 矫正(GC),HE,SSR,MSR,MSRCR,MSRCP,RetinexNet 并在主观和客观两方面进行对比。实验参数设置及特点如表 1 所示。

表 1 实验参数设置及特点

Tab. 1 Experimental parameter settings and characteristics

实验方法	参数
LE	每个像素点亮度提高 10 灰度值
GC	亮度控制因子 $\gamma=1$, 变换函数斜率 $\gamma=1/2$
HE	灰度取值范围为 $[0, 255]$
SSR	3 个高斯尺度常量分别为 15, 80 和 200
MSR	3 个高斯尺度常量分别为 15, 80 和 200
MSRCR	3 个高斯尺度常量分别为 15, 80 和 200, 色彩恢复因子 $C=1/3$
MSRCP	3 个高斯尺度常量分别为 15, 80 和 200
RetinexNet	训练次数 100 次, 1 次允许 16 张图片同时训练
Ours	平滑窗口 9×9 , 标准差 $\sigma=2$, 平衡系数 $\alpha=0.15$, 亮度控制因子 $C=1$

表 2 方法特点

Tab. 2 Method characteristics

实验方法	特点
LE	等比例拉伸提高整体亮度,但参数的设定可能因饱和和截断造成灰度级的损失
GC	调节图像对比度,减少光照不均和局部阴影
HE	使原始图像中较集中的某个灰度区间在全范围内均匀分布,但变换后图像灰度级减少,某些细节消失,灰度级不平坦可能出现对比度不自然,过分增强
SSR	去除原始图中低频照射部分,留下高频分量,能较好的增强图像中的边缘信息,但由于平均对比度范围较小,结果会产生失真
MSR	能实现色彩增强、颜色恒常性、局部动态范围压缩,同时保持图像的高保真度,但存在亮度差距大的区域,边缘增强图像会产生光晕,边缘锐化不足,阴影边界突兀,部分颜色扭曲
MSRCR	能调节由于图像局部区域对比度增强而导致的颜色失真缺陷,提高局部对比度,与真实场景相似,视觉更逼真,但在强光阴影过渡区容易出现光晕现象,对较亮的图像处理欠佳,并且色彩保持能力较弱。
MSRCP	由于直接对 RGB 空间进行处理,色彩保持能力强。能保持原始色彩,且可以有效克服颜色失真的问题,但同样存在强光区域容易出现光晕,过度增强现象。
RetinexNet	能够增强低光照图像的视觉效果,并且能很好的表示图像分解,有利的调节亮度,但增强后的图片存在强光区域亮度失真的情况
Ours	本文增强后的结果自然,保真度高,色彩保持能力强,颜色丰富,图像细节保存完整,纹理清晰

3.2 确定滤波算法

在本文中对原图进行预处理分离出细节层也是非常重要的一个步骤,使图像增强后在保护细节纹理方面有很大提升。实验选用 9×9 窗口模板的均值、最大值、最小值、高斯及中值滤波 5 种

滤波方式对图 WaterC 进行细节层分离,细节层分离结果如图 3 所示。使用不同滤波算法对图 WaterC, HighB, StreetN, AI, SuburbanB, IndoorT 细节层分离,不同滤波算法耗时结果如表 3 所示。

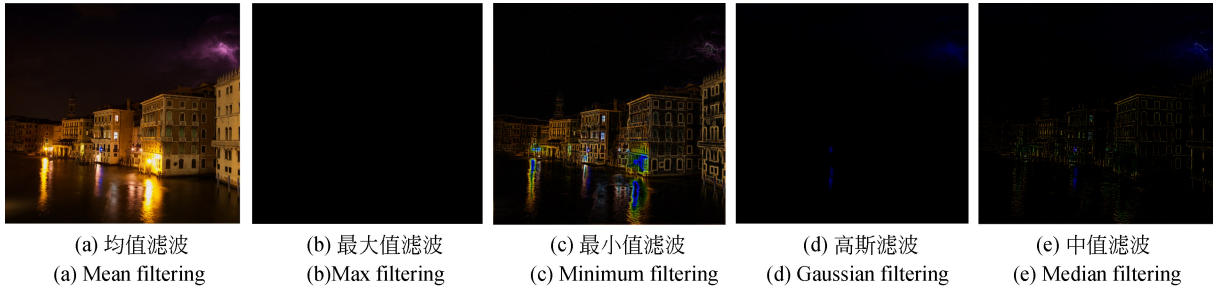


图 3 细节层分离结果

Fig. 3 Detail layer separation results

从图 3 中看出细节图(a)未能有效分离出细节信息,包含背景成分过多,细节图(b)几乎没有细节成分,细节图(c)中虽然包含细节信息丰富,但同时包含大量的背景信息,而且强光区域出现

模糊情况,很容易使叠加后的图像出现过度增强显现,(d)中仅包含部分强光区域的细节,细节图(e)保存大量有效信息,并且边缘轮廓清晰,含有背景成分少。

表 3 不同滤波算法耗时结果

Tab. 3 Time-consuming results of different filtering algorithms

图片	均值滤波	最大值滤波	最小值滤波	高斯滤波	中值滤波
WaterC	1.046 499	0.409 750	0.399 632	0.395 568	0.390 197
HighB	0.307 773	0.122 842	0.110 704	0.121 803	0.148 835
StreetN	1.471 237	0.737 704	0.724 835	0.656 936	0.696 16
AI	0.589 283	0.352 950	0.361 743	0.321 607	0.371845
SuburbanB	1.400 238	0.639 878	0.656 995	0.565 041	0.617 090
IndoorT	0.270 289	0.251 833	0.257 374	0.235 643	0.231 795

表 3 可以看出,中值滤波在各个算法中表现稳定,时耗上总体仅落后于高斯滤波,结合表 3 和图 3,从提取效果和时耗两个因素考虑,本文选用中值滤波作为提取细节层的滤波算法。

3.3 确定滤波模板

由式(1)和式(2)可知对图像进行平滑操作时,模板窗口的选择十分重要,平滑窗口越大,平滑效果越明显。对图 WaterC, HighB, StreetN, AI, SuburbanB, IndoorT 分别使用 $3 \times 3, 5 \times 5,$

$7 \times 7, 9 \times 9, 11 \times 11, 13 \times 13$ 平滑提取细节层,并选用边缘强度(EI)对获取到的细节层进行质量评估,提取细节层耗时、细节层质量结果分别如表 4、表 5 所示。

尽管中值滤波的运行时间与窗口大小没有直接联系,但是一个算法好坏从时间效率上也有所体现,结合表 4 可知在多个窗口模板中 9×9 的窗口值是最为稳定的,比另外两个窗口值较大的模板在耗时上差距较小。

表 4 提取细节层耗时

Tab. 4 Time-consuming to extract the detail layer

图片	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13
WaterC	0.347 619	0.139 927	0.133 522	0.116 450	0.180 017	0.107 742
HighB	0.315 179	0.119 980	0.106 949	0.088 325	0.153 153	0.074 185
StreetN	0.611 427	0.363 090	0.396 026	0.375 745	0.448 283	0.368 180
AI	0.367 852	0.149 000	0.174 596	0.127 632	0.181 763	0.416 284
SuburbanB	0.501 128	0.304 825	0.346422	0.298 910	0.392 409	0.365 806
IndoorT	0.413 297	0.410 123	0.128964	0.110 875	0.199 125	0.156 544

表 5 细节层质量结果

Tab. 5 Results of detail layer quality

图片	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13
WaterC	4.592 204	8.709 809	10.726 4	11.712 53	12.302 73	12.778 47
HighB	9.211 405	13.619 98	15.254 32	16.060 70	16.602 48	16.920 73
StreetN	5.877 242	10.919 48	13.006 81	14.047 58	14.654 66	15.061 11
AI	1.604 750	3.182 350	4.610 308	6.010 517	7.293 785	8.404 926
SuburbanB	1.172 227	3.182 842	4.760 517	5.740 888	6.391 800	6.883 933
IndoorT	4.267 611	7.683 356	9.838 266	11.247 41	12.285 00	13.032 69

从表 5 中可知,窗口模板的值越大,图像的边缘信息越丰富,实际导致这一现象的原因是:窗口值选择较小时,平滑力度不够无法较为完整的获取细节信息,模板窗口选择过大时,但输入图片与平滑结果差值不仅包含细节信息还包括很多背景

信息。综合上述表 4 和表 5,本文选择窗口为 9×9 的模板。

3.4 主观评价

WaterC 增强图如图 4 所示。由这一组图片可以很明显感受到,(b)LE 的效果并不明显,统

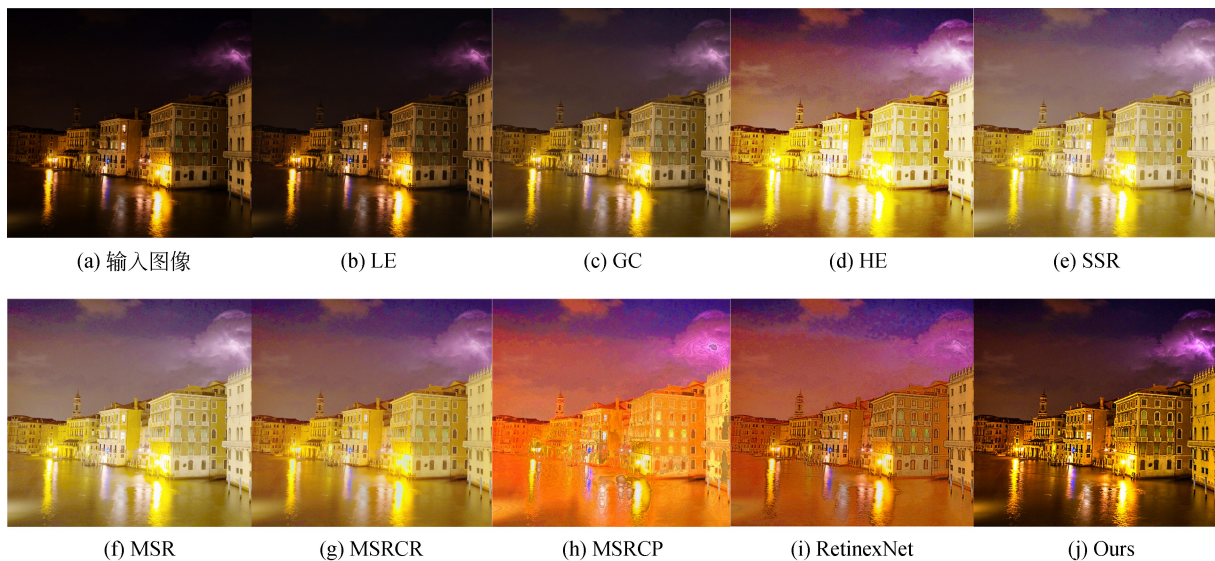


图 4 图 WaterC 增强图

Fig. 4 WaterC Enhancement map

一的增强图像中的所有像素,虽然能使图片整体明亮一些,但是不能使黑暗区域中的信息更好的显示;(c),(d),(e),(f)从视觉效果上已经有明显提升,能显示出黑暗区域中建筑物的信息,并且在原图中肉眼无法看到的空中的云朵能够较为完整的显示,但是整体显得有些假白,不是十分自然;(g)和(h)在本组实验中未能显示出算法优势,闪电对云朵区域的像素点造成影响,远处的像素点对中心像素点依赖度过高,显得增强过度;(i)增强后的图像细节信息丰富,但失真的情况较为严重,画面十分不自然;本文方法(j)呈现的效果较为自然,细节信息明显,闪电和云朵的层次感分明。

为验证本文方法效果的稳定性以及对细节等

方面保存性能的优势,对高山夜景图进行增强,更直观地从视觉效果上感受本算法的优势,图 HighB 增强图如图 5 所示。

图 5 中的(c),(d),(e),(g)表现的效果还是比较令人满意,(c),(d)增强的结果已经能看出是夜晚,但是在云彩的细节上有所欠缺;(e),(f)在细节上在建筑物的细节上比较有优势,但是增强后更像是白天,和实际上的光照差距较大,减小了周围与建筑物周围的灯光的对比度;(h)效果失真,并未展现其算法优势;(i)在悬崖的细节上有所模糊,而且植物的颜色存在失真的现象。本文算法效果稳定不仅能较为完整呈现建筑五和云朵等细节信息,还能看出是夜晚的效果。

图 6~图 9 列举出更多的图片的实验数据。

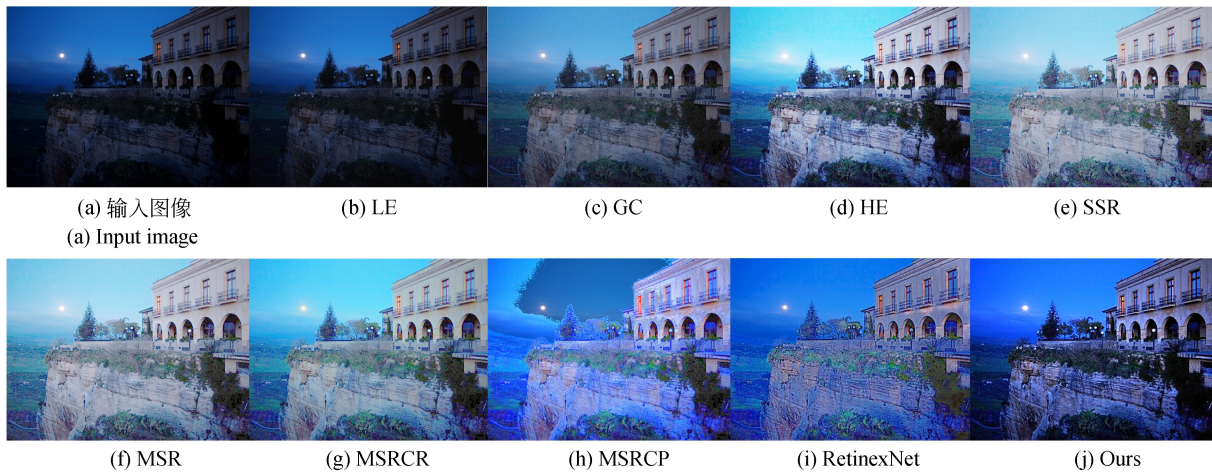


图 5 图 HighB 增强图

Fig. 5 HighB Enhancement map

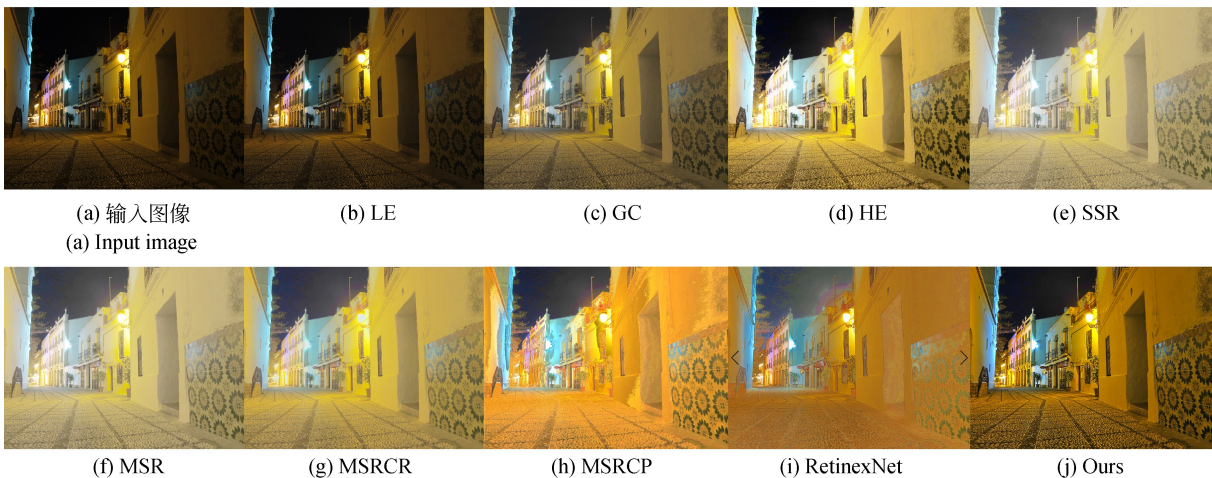


图 6 图 StreetN 增强图

Fig. 6 StreetN enhancement map

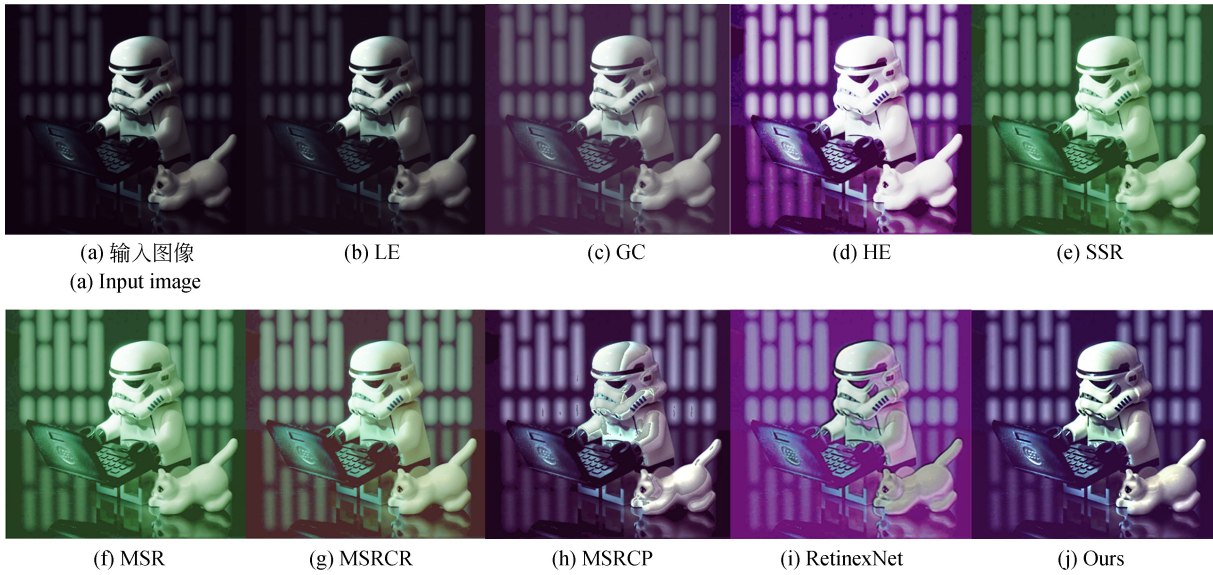


图 7 图 AI 增强图
Fig. 7 AI Enhancement map

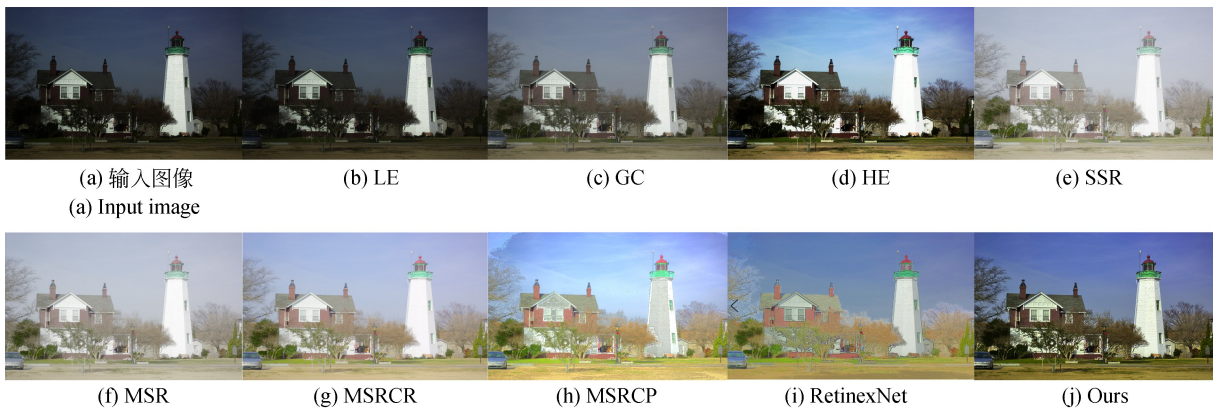


图 8 图 SuburbanB 增强图
Fig. 8 SuburbanB Enhancement map

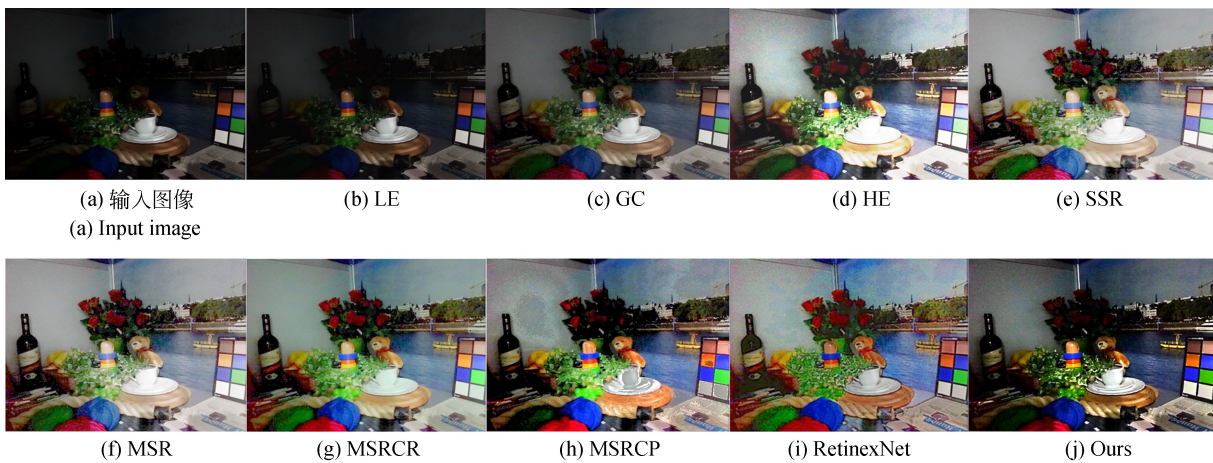


图 9 图 IndoorT 增强图
Fig. 9 IndoorT Enhancement map

由图 4~图 9 发现其余几种算法均存在不同程度的增强不足或增强过度的情况,通过这几组图片能在视觉上感觉到本文方法的优势,即使针对不同类型的低光照图像,它也能发挥稳定的功效,增强后的图片十分自然,并且细节效果展示充分。

3.5 客观评价

单从视觉效果或评价指标数值中的一个有时不能完全判定一个图像增强后的质量,故本文采用 EI、平均梯度(AG)、空间频率(SF)、能量梯度(EG)等 4 个图像质量评估函数来对以上几组增强后的数据进行评估,综合评价本文方法。各组数据 EI 质量评估函数结果如表 6 所示。

边缘作为图像最基本的特征,指的是周围像素弧度又节约变化的那些像素的集合,边缘强度是评价图像质量重要的指标之一。从表 6 看出在

多幅图像的实验中,虽然本文方法在图 HighB, IndoorT 中次于 RetinexNet 算,结合对应图像可以看出 RetinexNet 增强后的图像加强了阴影部分的提取,虽然保留下很多边缘信息,但也给边缘附近留下很多噪声,效果并不理想。本文指标优于其余算法,在图像的边缘保护方面表现良好。

平均梯度指图像边界或影线两侧的灰度值变化的差异,即表示灰度变化率的大小,它反映了图像为小细节反差变化,表征图像的相对清晰程度。表 7 中指标总体良好,虽然 RetinexNet 在图 2~图 7 的指标表现十分出色,但原因是背景信息与细节信息过度区域发生了光的发散,导致增强后图像不自然。图 AI 中次于 HE 和 MSCRP,原因结合图 7 发现 HE 和 MSCRP 过度增强,导致背景墙上亮度过高甚至出现光点,本文方法在增强的效果细节上胜过其余算法。

表 6 EI 评估质量函数结果

Tab. 6 Result of EI evaluation quality function

方法	OnGra	WaterC	HighB	StreetN	AI	SuburbanB	IndoorT
LE	3.57e+01	3.08e+01	3.06e+01	5.24e+01	2.52e+01	1.63e+01	2.63e+01
GC	4.77e+01	3.69e+01	5.49e+01	4.09e+01	3.20e+01	2.11e+01	4.82e+01
HE	9.75e+01	5.05e+01	9.25e+01	6.31e+01	6.20e+01	3.56e+01	7.74e+01
SSR	5.43e+01	4.17e+01	8.02e+01	4.21e+01	4.36e+01	2.04e+01	6.94e+01
MSR	5.43e+01	4.17e+01	7.97e+01	4.20e+01	4.36e+01	2.04e+01	6.94e+01
MSRCR	5.19e+01	3.71e+01	7.94e+01	3.84e+01	4.33e+01	2.11e+01	6.34e+01
MSRCP	8.24e+01	4.71e+01	8.77e+01	5.90e+01	5.52e+01	3.94e+01	7.93e+01
RetinexNet	8.95e+01	6.32e+01	1.13e+02	7.66e+01	5.12e+01	4.68e+01	9.79e+01
Ours ↑	9.64e+01	6.57e+01	1.00e+02	8.32e+01	5.66e+01	4.74e+01	8.20e+01

表 7 AG 评估质量函数结果

Tab. 7 Result of AG evaluation quality function

方法	OnGra	WaterC	HighB	StreetN	AI	SuburbanB	IndoorT
LE	3.573 4	2.923 8	3.054 0	3.300 7	2.332 1	1.514 8	2.548 8
GC	4.864 5	3.515 5	5.796 4	4.010 6	2.972 4	1.988 7	4.769 7
HE	9.982 8	4.923 7	9.831 1	6.232 4	5.814 7	3.347 1	7.636 1
SSR	5.637 9	4.042 3	8.665 7	4.138 7	4.057 4	1.921 4	6.891 1
MSR	5.637 4	4.041 9	8.617 3	4.129 1	4.056 5	1.919 7	6.888 7
MSRCR	5.337 6	3.583 2	8.554 6	3.738 3	4.039 0	1.985 4	6.215 9
MSRCP	9.047 7	5.033 7	9.612 6	6.412 8	5.280 6	4.092 5	8.104 1
RetinexNet	9.390 0	6.547 6	12.443 2	8.000 9	4.967 2	4.571 0	10.040 5
Ours ↑	10.095 0	6.367 7	10.520 6	8.289 0	5.281 5	4.462 7	8.125 5

空间频率函数是每度视角内图像或刺激图形的明暗度作正弦调制的栅条周数,应用在视觉系统中,为对比感受性函数。是评价图像在视觉上敏锐度的指标。表 8 上看出,本文方法在图 SuburbanB 上次于 MSCRP 算法,在结合图 8 发现 MSCRP 颜色保护过度,导致增强后颜色失真。而本文方法增强效果自然,颜色表现良好。

能量梯度函数常被用来提取边缘信息,对焦良好的图像,边缘更尖锐,有更大的梯度值。表 9 中指标在图 WaterC, HighB 中次于 RetinexNet 算法,在图 AI 中次于 HE 和 MSCRP, RetinexNet 算法,在图 SuburbanB 和 IndoorT 中次于 MSCRP 和 RetinexNet 算法,由图 3~图 9 看出都是图像过度增强导致的。在其余图像上,本文方法均表现良好。

表 8 SF 评估质量函数结果

Tab. 8 Result of SF evaluation quality function

方法	OnGra	WaterC	HighB	StreetN	AI	SuburbanB	IndoorT
LE	20.125 9	16.068 4	15.753 8	23.955 0	13.969 3	9.092 1	16.295 2
GC	26.640 0	16.535 8	28.700 1	20.675 6	14.157 0	9.988 7	23.767 2
HE	49.537 2	21.228 1	48.103 3	30.654 2	26.268 5	17.859 5	38.753 6
SSR	34.357 4	17.134 3	43.291 6	19.794 3	17.233 6	9.594 8	32.813 2
MSR	34.349 9	17.126 1	43.071 6	19.742 5	17.230 4	9.588 9	32.818 4
MSRCR	31.115 6	15.276 4	41.777 7	17.549 2	17.227 7	9.719 1	29.525 4
MSRCP	43.451 3	24.257 6	45.838 1	31.460 3	24.648 4	24.064 5	39.096 4
RetinexNet	44.877 0	28.575 6	59.903 6	38.159 1	23.991 1	21.958 3	45.704 9
Ours ↑	49.005 9	32.866 8	52.050 8	44.875 6	25.858 7	22.620 7	44.333 1

表 9 EG 评估质量函数结果

Tab. 9 Result of EG evaluation quality function

方法	OnGra	WaterC	HighB	StreetN	AI	SuburbanB	IndoorT
LE	4.456 4	3.664 1	4.027 7	4.227 4	2.581 1	1.715 5	3.033 2
GC	6.250 0	4.422 7	8.274 8	5.131 0	3.340 0	2.312 6	5.897 0
HE	12.789 5	6.288 4	14.109 0	7.991 8	6.644 9	3.856 4	9.416 6
SSR	7.459 1	5.145 5	12.642 8	5.279 4	4.539 8	2.219 6	8.562 4
MSR	7.456 5	5.145 9	12.572 8	5.267 0	4.537 8	2.217 6	8.561 5
MSRCR	6.950 2	4.554 5	12.446 0	4.711 1	4.529 2	2.289 7	7.584 1
MSRCP	13.047 6	7.423 3	14.408 3	9.638 8	6.211 2	5.765 3	10.703 3
RetinexNet	12.403 5	9.192 8	18.520 6	11.148 4	5.956 2	5.707 3	13.166 8
Ours ↑	13.172 1	8.191 9	14.956 2	10.792 4	5.946 1	5.184 7	9.922 5

综上所述可以看出本文方法在各个性能指标上表现良好,比常见的几种 Retinex 算法,本文方法比其他算法具有一定的稳定性,优势明显。尽管不

是所有的评价函数指标都是最高值,但是指标的数值都在正常范围内。再结合视觉效果,可以感受到本文方法在对图像细节信息保留方面有很大提升。

4 结 论

针对低光照情况下获取的图像的,本文提出一种结合平滑聚类和改进的 Retinex 算法的低光照图像增强方法,运用多种技术尽量多的保存图像细节,从而达到图像增强的目的。本方法主要包含四步:第一步对输入图像进行分层处理,将输入图像进行平滑聚类得到基础层,通过输入图像与基础层的差异分离出细节层;第二步通过 max-

RGB 技术对输入图像的光照图进行初始化。利用图像的局部一致性及交替方向最小化技术再优化初始的照明图;第三步运用自适应 Gamma 矫正对优化后的照明图进行重标,平滑曲线自动增强图像对比度。根据最终的照明图增强输入图像;第四步将增强后的图像与细节层叠加,使图像细节更加丰富。低光照图像经本文方法增强后色彩自然,清晰度高,与其他经典方法相比,在保证增强质量的同时评价指标都相对较高,提出的方法在现实生活和研究中可以广泛使用。

参考文献:

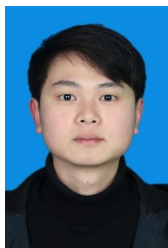
- [1] WANG Y F, LIU H M, FU Z W. Low-light image enhancement via the absorption light scattering model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(11): 5679-5690.
- [2] ANILKUMAR S, DHANYA P R, BALAKRISHNAN A A, *et al.*. Algorithm for underwater cable tracking using CLAHE based enhancement [C]. 2019 *International Symposium on Ocean Technology (SYMPOL)*, IEEE, 2019: 129-137.
- [3] LI L, SI Y, JIA Z. Medical image enhancement based on CLAHE and unsharp masking in NSCT domain[J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2018, 8(3): 431-438.
- [4] GUO X J, YU L, LING H B. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(2): 982-993.
- [5] 王成, 张艳超. 像素级自适应融合的夜间图像增强 [J]. *液晶与显示*, 2019, 34(9): 888-896.
WANG CH, ZHANG Y CH. Pixel-level adaptive fusion of night image enhancement [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystal and Displays*, 2019, 34(9): 888-896.
- [6] WANG Y M, SUN Z L, HAN F Q. An effective low-light image enhancement algorithm via fusion model[C]. *International Conference on Intelligent Computing*, Springer, Cham, 2018: 388-396.
- [7] LI M, LIU J, YANG W, *et al.*. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2828-2841.
- [8] ABDULLAH-AL-WADUD M, KABIR M H, DEWAN M A A, *et al.*. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, 2007, 53(2): 593-600.
- [9] KIM W, LEE R, PARK M, *et al.*. Low-light image enhancement based on maximal diffusion values [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 129150-129163.
- [10] LEE C, LEE C, KIM C S. Contrast enhancement based on layered difference representation of 2D histograms [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2013, 22(12): 5372-5384.
- [11] CELIK T, TJAHJADI T. Contextual and variational contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(12): 3431-3441.
- [12] HAO SH J, FENG ZH, GUO Y R. Low-light image enhancement with a refined illumination map [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(22): 29639-29650.
- [13] D JOBSON, Z RAHMAN, G WOODSELL. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 6(3): 451-462.
- [14] 陈晓冬, 席佳祺, 汪毅, 等. 融合 Retinex 框架对电子内镜图像的增强[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(10): 2241-2250.
CHEN X D, XI J Q, WANG Y, *et al.*. Enhancement of electronic endoscopic image by fusion of

- Retinex framework [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(10): 2241-2250.
- [15] 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-image fusion Retinex for low-light image enhancement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(3): 736-744.
- [16] HE X Q, WANG T C, JIA Y Y, *et al.*. Studying fidelity issues in image enhancement by means of multi-scale retinex with color restoration [C]. *2016 3rd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, 2016: 536-540.
- [17] 衡宝川, 肖迪, 张翔. 结合 MSRCP 增强的夜间彩色图像拼接算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(11): 3200-3204+3211.
- HENG B CH, XIAO D, ZHANG X. Night color image stitching algorithm combined with MSRCP enhancement [J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(11): 3200-3204+3211.
- [18] ZHANG Y, LIU H, HUANG N, *et al.*. Dynamical stochastic resonance for non-uniform illumination image enhancement [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(12): 2147-2152.
- [19] FU X, ZENG D, HUANG Y, LIAO Y. A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images [J]. *Signal Processing*, 2016, 129: 82-96.
- [20] DONG X, WANG G, PANG Y, *et al.*. Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video [C]. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2011, 1-6.
- [21] CHEN W, WANG W J, Yang W H, *et al.*. Deep retinex decomposition for low-light enhancement [J]. *Arxiv Preprint Arxiv*, 2018: 1808.04560.
- [22] HUANG Z, FANG H, LI Q, *et al.*. Optical remote sensing image enhancement with weak structure preservation via spatially adaptive gamma correction [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 94: 38-47.
- [23] 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.
- [24] PROVENZI E, DE C, RIZZI A. Mathematical definition and analysis of the retinex algorithm [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2005, 22(12): 2613-2621.
- [25] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-5353.
- [26] GUO X. LIME: A method for low-light image enhancement [C]. *Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia*, 2016: 87-91.
- [27] FUNT B, SHI L. The rehabilitation of maxrgb [C]. *Color and imaging conference. Society for Imaging Science and Technology*, 2010, 2010(1): 256-259.
- [28] JOZE H R V, DREW M S, FINLAYSON G D, *et al.*. The role of bright pixels in illumination estimation [C]. *Color and Imaging Conference. Society for Imaging Science and Technology*, 2012, 2012(1): 41-46.
- [29] CHAN S H, KHOSHABEH R, GIBSON K B, *et al.*. An augmented lagrangian method for total variation video restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(11): 3097-3111.
- [30] XU L, YAN Q, XIA Y, *et al.*. Structure extraction from texture via relative total variation [J]. *ACM transactions on graphics (TOG)*, 2012, 31(6): 1-10.
- [31] RAHMAN S, RAHMAN M M, ABDULLAH-AL-WADUD M, *et al.*. An adaptive gamma correction for image enhancement [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2016, (1): 1-13.
- [32] LOH Y P, CHAN C S. Getting to know low-light images with the exclusively dark dataset [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2019, 178: 30-42.

作者简介:



黄 慧(1994—),女,四川金堂人,硕士研究生,2018 年于四川轻化工大学获得学士学位,主要从事数字图像处理方面研究。E-mail: 642284741@qq.com



董林鹭(1992—),男,重庆垫江人,硕士研究生,2017 年于东北电力大学获得学士学位,主要研究方向为数字处理方面的研究。E-mail: dong_linlu@163.com

通讯作者:



刘小芳(1969—),女,博士,教授,硕士研究生导师,1994 年于四川轻化工大学获得学士学位,2004 年、2011 年于电子科技大学分别获得硕士、博士学位,主要从事智能信息处理、模式识别、数据挖掘等方面的教学及科研工作。E-mail: 150507076@qq.com