

# 基于亮度通道细节增强的低照度图像处理

蒋一纯, 詹伟达\*, 朱德鹏

长春理工大学电子信息工程学院, 吉林 长春 130022

**摘要** 为了解决在低照度条件下, 可见光成像设备采集的图像亮度低、细节不清晰等问题, 提出一种基于亮度通道细节增强的低照度图像处理算法。首先, 将图像从 RGB 转换到 *Lab* 颜色模型, 将 *Lab* 模型中的亮度通道通过指数派生函数校正构造为光照分量, 再经过 Retinex 增强得到初步增强图像。然后, 采用结构张量和多尺度引导滤波分别对初步增强图像进行细节提取, 并将两种方法提取的细节信息进行了融合。最后, 将细节图像和初步增强图像融合得到了目标图像。实验结果主观上得到了亮度合适、细节清晰的增强图像, 客观上在亮度失真、信息熵和能量梯度上均有良好且稳定的表现, 表明该算法能够有效提高图像的亮度和细节信息, 并保持自然的色彩和光照效果。

**关键词** 图像处理; 图像增强; 光照估计; 细节增强; 多尺度引导滤波; 结构张量

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0410001

## Low-Illuminance Image Processing Based on Brightness Channel Detail Enhancement

Jiang Yichun, Zhan Weida\*, Zhu Depeng

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

**Abstract** To solve the problems of low brightness and unclear details of images collected by visible light imaging equipment under low-illumination conditions, a low-illumination image processing algorithm based on brightness channel detail enhancement is proposed. First, the image is converted from RGB to the *Lab* color model, the brightness channel in the *Lab* model is corrected to an illumination component by an exponential derivative function, and then the Retinex enhancement is performed to obtain a preliminary enhanced image. Then, the structure tensor and multi-scale guided image filtering are used to extract the details of the preliminary enhanced image, and the details extracted by the two methods are fused. Finally, the detail image and the preliminary enhanced image are merged to get the target image. Experimental results subjectively obtain the enhanced image with appropriate brightness and clear details, objectively have good and stable performance in brightness distortion, information entropy, and energy gradient, which shows that the proposed algorithm can effectively improve the brightness and detail information of the image, and maintain the natural color and lighting effect.

**Key words** image processing; image enhancement; illumination estimation; detail enhancement; multi-scale guided filtering; structure tensor

**OCIS codes** 100.2000; 100.2980; 100.3010; 100.3020

收稿日期: 2020-06-12; 修回日期: 2020-07-18; 录用日期: 2020-08-03

基金项目: 吉林省教育厅课题(JJKH20200783KJ)

\* E-mail: zhanweida@cust.edu.cn

## 1 引言

在信息技术日新月异的现代社会中,图像在人们日常的信息获取中扮演了至关重要的角色<sup>[1]</sup>。但常用的可见光设备受光照条件影响很大,如果环境光照差,会导致设备所采集到的图像亮度不足、细节信息丢失,严重减少人们从图像中所能获取的信息量。因此长期以来,低照度图像增强一直都是图像处理领域研究的热点之一。

目前低照度图像的增强方法主要有:基于 Retinex 理论的方法、直方图均衡化方法和基于大气散射模型的方法<sup>[2]</sup>。传统直方图均衡化方法可以有效提高图像的对比度,通过对图像进行非线性拉伸以提升图像的亮度和细节效果,但同时会因为灰度级合并导致图像的部分细节丢失,针对这些问题,又提出了限制对比度的自适应直方图均衡化<sup>[3]</sup>等改进方法。基于大气散射模型的方法将低照度图像进行翻转,把暗区域当作有雾区域进行去雾操作<sup>[4]</sup>,但是存在块状效应、halo 效应等,特别是块状效应不易解决,严重影响成像质量,而且图像中还可能会存在一些和大气光类似的场景,导致无法获得满意的视觉效果。另外,还有基于仿生算法比如神经网络<sup>[5-6]</sup>、基因表达式编程<sup>[7]</sup>等的低照度图像增强也逐渐成为一种较新的思想。基于 Retinex 理论的低照度图像增强方法的关键就在于合理估计光照分量、防止颜色失真以及增强细节。Ahn 等<sup>[8]</sup>提出了一种低光照图像的亮度提升方法(ALTm),采用引导滤波替代了高斯滤波进行光照估计,并引入自适应非线性偏移来处理对数函数的非线性强度以提升细节。Fu 等<sup>[9]</sup>提出一种多图像融合增强方法(MF),利用基于形态学闭运算估计光照的 Retinex、限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE)和全局亮度增强三幅图像进行加权融合,最后用高斯金字塔和拉普拉斯金字塔解决了伪影等问题。Yang 等<sup>[10]</sup>使用加权引导滤波估计光照分量,并实现了正则化参数的自适应调整,最后用分段线性变换增强图像的主要细节。Park 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于亮通道先验的 Retinex 算法,通过最小化基于视网膜的正则化能量泛函来抑制亮度增强过程中的噪声放大,同时估计出最佳光照和反射分量。Guo<sup>[12]</sup>提出一种基于光照图估计的微光图像增强(LIME),将暗通道先验与 Retinex 结合,利用结构先验不断迭代增强图像的细节。Fu 等<sup>[13]</sup>使用多尺度视网膜增强(MSR)算法弱化光照分量后,基于人眼视觉系统(HVS)对

亮度的敏感性来获得调节光照去除度的照明减弱因子,对 MSR 和带权重的自适应伽马修正算法(AGCWD)进行融合以弥补两种算法的缺点。Fu 等<sup>[14]</sup>提出了一种亮通道先验的  $L_2 \sim L_p$  变分模型,保留了反射分量的精细节并去除了光照分量的细节,避免了纹理重复的问题。

基于此,本文利用 Lab 色彩模型的 L 分量进行光照估计,将多尺度引导滤波和结构张量提取的细节图像进行融合。其中,通过多尺度引导滤波求取其差分图像,对差分图像进行加权融合可以获得较为平滑的特征,有效减少噪声干扰;结构张量作为图像处理和机器视觉常用的一种纹理提取方法,被用于提取图像中较细的纹理特征,与多尺度引导滤波互补得到良好的细节图像。在得到合适的亮度增强前提下保证了色彩和光照的自然性,并增强了图像细节,最终得到了良好的低照度图像增强效果。

## 2 基本原理

### 2.1 RGB 到 Lab 颜色模型的转换

CIE Lab 色彩模型是一种基于人类生理特征的颜色模型,其色彩区域理论上可以包括人眼可见的所有颜色。由于其色域最广,所以只要颜色的位数足够大,从任何色彩模式转换为 CIE Lab 色彩模式后均不会产生颜色损失。而且 Lab 模式图像的亮度和色彩是相互分离的,明度通道 L 仅包含亮度信息, a、b 通道则只包含颜色信息,这为低照度图像的亮度增强提供了合适的途径。

但是,RGB 模型和 CIE Lab 模型之间不能直接转换,需要先将 RGB 模型转换为 XYZ 模型<sup>[15]</sup>,二者的映射关系为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.190423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

然后再由 XYZ 颜色模型转换为 Lab 颜色模型,其转换关系式为

$$\begin{cases} L = 116 \times f(Y/Y_c) - 16 \\ a = 500 \times [f(X/X_c) - f(Y/Y_c)], \\ b = 200 \times [f(Y/Y_c) - f(Z/Z_c)] \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $X_c, Y_c, Z_c$  为确保 RGB 模型和 XYZ 模型同等范围映射的参数,将(1)式中的转换矩阵的每行求和,求得  $X_c = 1, Y_c = 0.950456, Z_c = 1.088754$ 。函数  $f$  定义为

$$f(t) = \begin{cases} t^{\frac{1}{3}}, & t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \times \left(\frac{29}{6}\right)^2 + \frac{4}{29}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

式中:  $t$  为经过映射范围修正之后的 XYZ 颜色模型的任何通道值。

### 2.2 Retinex 算法

Retinex 理论建立在颜色恒常性假设之上<sup>[16]</sup>, 即物体的颜色不由反射的光强度决定, 其色彩也不受光照非均匀性的影响。入射光影响图像像素的动态范围, 而物体的色彩则由物体对不同波长的光的反射能力决定, 与光照强度无关。

Retinex 模型可用公式表示为

$$S(x, y) = R_r(x, y) \times L_r(x, y), \quad (4)$$

式中:  $S(x, y)$  为实际观察到的图像, 即待增强的低照度图像;  $R_r(x, y)$  为反射图像分量, 用于表示图像中的物体对于红、绿、蓝三种波长光的反射能力, 属于物体的固有属性, 也就是增强图像;  $L_r(x, y)$  为光照分量, 其作为图像像素动态范围的决定性因素。Retinex 理论将低照度图像  $S(x, y)$  视为反射图像  $R_r(x, y)$  的一个失真图像, 造成这种失真的主要原因就是被视为乘性噪声的光照分量  $L_r(x, y)$ 。

### 2.3 引导滤波

引导滤波又称导向滤波, 是一种边缘保持滤波器, 该算法让输入图像  $p$  在引导图像  $I$  的指引下, 经过滤波后得到输出图像  $q$ <sup>[17]</sup>, 它假设原图像  $p$  与输出图像  $q$  之间存在一种线性关系。该关系式为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (5)$$

式中:  $\omega_k$  为滤波窗口, 其半径为  $r$ ;  $a_k, b_k$  为最终需要被求出的常数系数。

根据(5)式可以得出, 在像素点及其周围像素点存在  $\nabla q = a \nabla I$ , 所以输出图像会继承引导图像的边缘区域, 这就是引导滤波的保边特性。为了使输出图像和引导图像尽可能相似, 根据最小二乘法意义上的最优化进行求解, 最后可以得到输出图像  $q$ 。具体而言, 输出图像  $q$  及其参数  $a_k, b_k$  的计算公式为

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k), \quad (6)$$

$$\begin{cases} a_k = \frac{\sum_{i \in \omega_k} p_i I_i - b_k \sum_{i \in \omega_k} I_i}{\sum_{i \in \omega_k} (I_i + \varepsilon)} \\ b_k = \sum_{i \in \omega_k} p_i - a_k \sum_{i \in \omega_k} I_i \end{cases}, \quad (7)$$

式中:  $p_i$  为滤波窗口内像素的平均值;  $\varepsilon$  为引入的正则化参数, 用来避免过拟合问题。

## 3 本文算法

本文提出了一种基于亮度通道细节增强的低照度图像处理算法。首先将原始图像转换到 Lab 空间, 并提取亮度空间作为初始亮度图像。然后对初始亮度图像经过指数派生函数校正, 将校正后的图像作为光照分量估计, 对原图进行 Retinex 增强, 得到增强图像。再将增强图像分别通过三个不同尺度引导滤波和结构张量提取细节, 并将提取的两幅细节图像和增强图像进行融合, 最终得到目标图像。该图像增强方法的流程如图 1 所示。

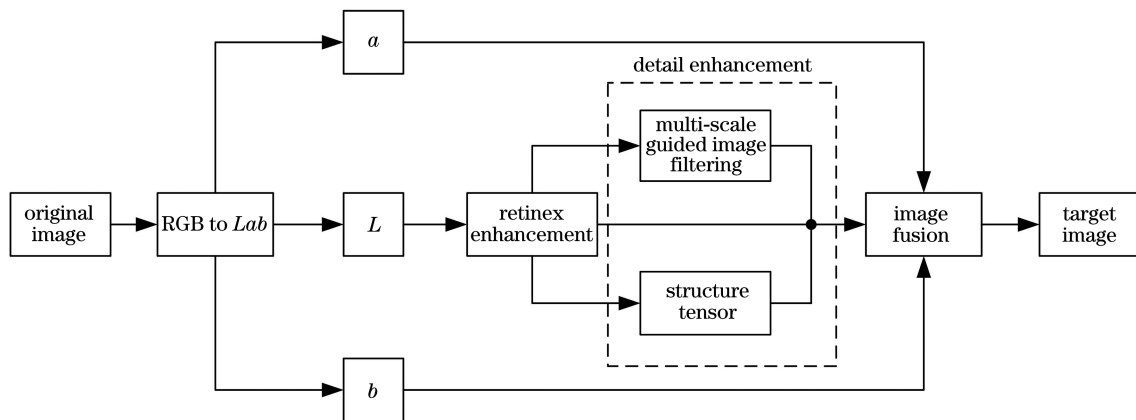


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

### 3.1 基于指数派生函数的光照估计

针对光照分量的估计问题, 本文利用指数派生

函数对转换为 Lab 颜色模型的原图的亮度通道进行校正, 来控制光照图像的亮度以及获得最佳的增

强效果。

指数派生函数定义式为

$$L^* = \frac{1}{1 + \exp(-aL)} + \frac{1}{1 + \exp[-b \times (L - 10)]} - \frac{1}{2}, \quad (8)$$

式中:  $L^*$  为调整后的亮度图像, 值域为  $[0, 1]$ ;  $L$  为初始亮度图像, 这里需将初始亮度图像的取值范围转换至  $[0, 10]$ ;  $a$  与  $b$  分别为控制暗亮区域增益的曲线调整参数, 参数  $a$  由低照度图像的统计特性决定。

亮区域增益参数  $a$  的计算公式为

$$a = \ln\left(\omega \times \frac{m_{\text{bright}}}{m_{\text{dark}}}\right), \quad (9)$$

式中:  $m_{\text{bright}}$ 、 $m_{\text{dark}}$  分别为较亮区域的均值和较暗区域的均值, 本文将原图像进行分块处理, 对每一区块的亮度取均值, 最后取这些区块均值中的最大值和最小值分别赋予  $m_{\text{bright}}$ 、 $m_{\text{dark}}$ ;  $\omega$  为常量系数, 取  $\omega = 1$  将适用于大多数低照度图像。

将通过(8)式得到的校正后光照图像作为光照分量的估计, 再通过(4)式即可计算出反射分量  $\mathbf{R}_r(x, y)$ 。

### 3.2 基于多尺度引导滤波的细节提取

Retinex 算法对低照度图像进行增强后, 有效地提高了图像的亮度, 但是会存在一定的细节丢失问题。为了增强结果图像的显示效果, 提高图像的清晰度和信息量, 本文采用了多尺度引导滤波和结构张量进行细节提取并融合的方式, 最终实现对图像细节的增强。

在多尺度引导滤波提取细节方面, 本文分别运用三个不同滤波半径的引导滤波器对增强图像  $\mathbf{R}(x, y)$  进行滤波, 得到三个引导滤波图像, 表示为

$$\begin{cases} Q_1 = \text{GIF}_1[\mathbf{R}(x, y)] \\ Q_2 = \text{GIF}_2[\mathbf{R}(x, y)] \\ Q_3 = \text{GIF}_3[\mathbf{R}(x, y)] \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $\text{GIF}_1$ 、 $\text{GIF}_2$ 、 $\text{GIF}_3$  分别为滤波半径为 5、10、30 的引导滤波器。然后通过不同尺度的滤波图像和增强图像  $\mathbf{R}(x, y)$  之间相减, 可以获得三幅差分图像, 即增强图像  $\mathbf{R}(x, y)$  的精细细节  $\mathbf{D}_1$ 、中等细节  $\mathbf{D}_2$ 、粗略细节  $\mathbf{D}_3$ 。

三种细节的计算公式为

$$\begin{cases} \mathbf{D}_1 = \mathbf{R}(x, y) - Q_1 \\ \mathbf{D}_2 = Q_1 - Q_2 \\ \mathbf{D}_3 = Q_2 - Q_3 \end{cases}. \quad (11)$$

将从(11)式中得到的三幅细节图像  $\mathbf{D}_1$ 、 $\mathbf{D}_2$ 、 $\mathbf{D}_3$

进行加权融合得到多尺度引导滤波细节图像  $\mathbf{D}_{T1}$ , 融合图像的计算公式为

$$\mathbf{D}_{T1} = [1 - \omega_1 \times \text{sgn}(\mathbf{D}_1)] \times \mathbf{D}_1 + \omega_2 \times \mathbf{D}_2 + \omega_3 \times \mathbf{D}_3, \quad (12)$$

式中:  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$  分别为 0.5、0.5、0.25。(12)式通过减少精细细节  $\mathbf{D}_1$  的正分量, 防止出现过度增强现象, 事实上对亮度分量用多尺度滤波的方法提取细节会将高亮区域认作细节部分, 但由于此部分亮度过高, 在后续融合的过程中需进一步限制其影响。由于引导滤波器具有保边特性, 虽然提取的细节可以有效防止部分噪声的干扰, 但是部分较细的边缘和纹理细节没有被提取, 所以仍需进一步对细节进行增强。

### 3.3 基于结构张量的细节提取

为了进一步提取增强图像  $\mathbf{R}(x, y)$  中的细节, 本文采用结构张量以划分图像中的平滑区域、边缘(纹理)区域、角点区域。结构张量又被称作第二矩阵, 可以在进行方向估计的同时对图像的结构进行解析和判断。该算法常用于图像区域划分中描述像素点的灰度信息、结构信息和纹理信息, 用以使图像的特征信息更加完备。结构张量如下获得, 先求取增强图像  $\mathbf{R}(x, y)$  的梯度向量。梯度向量的定义式为

$$\nabla \mathbf{R} = \begin{pmatrix} R_x \\ R_y \end{pmatrix}, \quad (13)$$

式中:  $R_x$  和  $R_y$  分别是水平和垂直方向的梯度值。

结构张量或第二矩阵  $\mathbf{G}$  定义式为

$$\mathbf{G}_0 = \begin{pmatrix} R_x^2 & R_x R_y \\ R_y R_x & R_y^2 \end{pmatrix}, \quad (14)$$

$$\mathbf{G} = \mathbf{K}_F \otimes \mathbf{G}_0, \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{K}_F$  可以为任何平滑矩阵;  $\otimes$  表示卷积运算。结构张量  $\mathbf{G}_0$  的特征值及对应的特征向量为图像结构分析提供了有价值的信息。本文则采用结构张量的行列式  $K$  和迹  $H$  进行区域划分, 设置两个阈值  $K_0$ 、 $H_0$ , 如果结构张量的行列式  $K$  小于  $K_0$ , 则视为平坦区域, 如果行列式  $K$  大于  $K_0$  而迹  $H$  小于  $H_0$ , 则视为边缘(纹理)区域。具体而言, 对于平坦、边缘、角点三类区域的划分计算公式为

$$\begin{cases} J_1(x, y) = 1, & K < K_0 \\ J_2(x, y) = 1, & K > K_0 \& H < H_0 \\ J_3(x, y) = 1, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (16)$$

式中: 图像  $J_1$ 、 $J_2$ 、 $J_3$  分别为平坦区域、边缘区域和角点区域图像, 本文将边缘区域和角点区域去并集作为提取的细节纹理特征  $\mathbf{D}_{T2}$ 。细节纹理特征  $\mathbf{D}_{T2}$



的计算公式为

$$D_{T_2} = \omega_4 \times (J_2 + J_3), \quad (17)$$

式中:常数  $\omega_4$  能够使  $D_{T_2}$  的灰度值接近  $D_{T_1}$ , 此处  $\omega_4$  不宜取过高, 否则容易使图像产生过度增强现

象, 本文根据经验选取 0.15~0.2。

为了弥补暗图像细节增强不足, 同时避免高亮度区域细节产生过度增强现象, 本文提出以下融合算法, 表示为

$$D_T = \begin{cases} \text{Max}\{0, [1 - R(x, y)] \times D_{T_1}(x, y)\}, & D_{T_1}(x, y) > D_{T_2}(x, y) \\ \text{Max}\{0, [1 - R(x, y)] \times D_{T_2}(x, y)\}, & D_{T_2}(x, y) > D_{T_1}(x, y) \end{cases} \quad (18)$$

最后将细节图像  $D_T$  与增强图像  $R(x, y)$  相加, 再经过 *Lab* 颜色模型逆变换为 RGB 颜色模型, 得到最终增强图像  $I_F(x, y)$ 。增强效果如图 2 所示, 图中

树叶的细节得到了明显的增强, 树叶的轮廓更加清晰, 夜空中的星星相较增强前也更为突出, 具有更好的视觉效果, 图像整体亮度和对比度得到了提升。

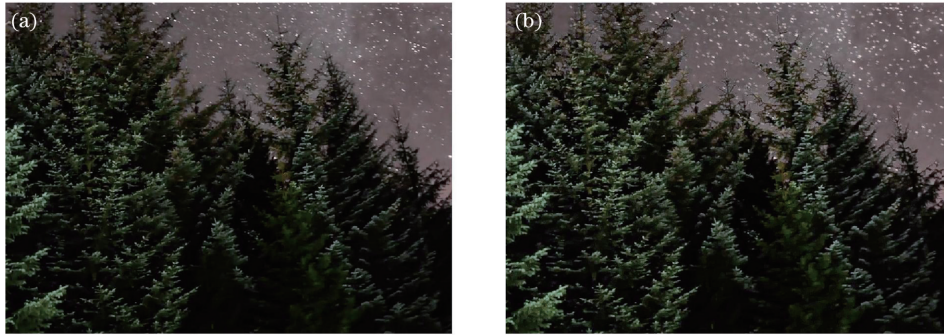


图 2 细节增强前后对比。(a)处理前;(b)处理后

Fig. 2 Contrast before and after details enhancement. (a) Before processing; (b) after processing

## 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的效果, 进行了低照度图像增强实验, 与经典的 MSR、ALTM、MF 算法进行比较, 还采用文献[14]中的算法作为对比算法。算法程序均采用其原作者公开的 MATLAB 源代码, 并从主客观两个方面对实验结果进行评价。实验在搭载 Intel Core i7-4720HQ CPU, 16 GB 内存, Windows10 操作系统的计算机上进行, 仿真软件采用 MATLAB2018b, 所选取的 5 幅低照度图像均来自 ExDark 数据集。

对比算法的参数选取均采用文献[5]、文献[6]、

文献[14]中的推荐参数, 具体如表 1 所示。

表 1 对比算法参数选取

Table 1 Selection of parameters for comparison algorithms

Algorithm	Parameter
MSR	$\sigma_1 = 15, \sigma_2 = 80, \sigma_3 = 250$
ALTM	$\sigma = 0.001$
MF	$\sigma = 0.025, \mu = 0.5, \alpha = 2, \varphi = 250^\circ$
Ref. [14]	$\epsilon = 0.01, \lambda_r = 0.001, \lambda_s = 0.01, \lambda_b = 0.15$

### 4.1 定性分析

本文算法与对比算法的实际增强效果如图 3~7 所示。

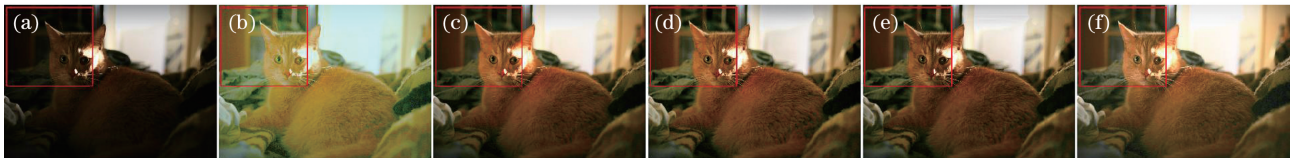


图 3 场景 1 的各算法增强效果对比。(a)原始图像;(b)MSR;(c)ALTM;(d)MF;(e)文献[14]算法;(f)本文算法

Fig. 3 Comparison of the enhancement effects of various algorithms in scene1. (a) Original image; (b) MSR; (c) ALTM; (d) MF; (e) Ref. [14] algorithm; (f) proposed algorithm

从图 3~图 7 可见, MSR 算法的图像增强结果中颜色产生了严重的失真问题, 图像整体偏绿、泛

白, 与原图有很大的差距, 严重影响人的视觉观察效果。从图 5(c)可以看出, ALTM 算法在一些场景中

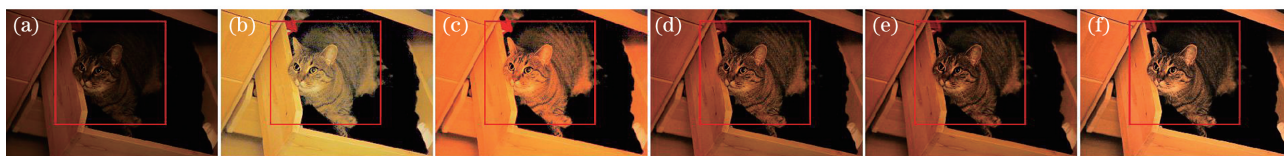


图 4 场景 2 的各算法增强效果对比。(a)原始图像;(b)MSR;(c)ALTM;(d)MF;(e)文献[14]算法;(f)本文算法  
Fig. 4 Comparison of the enhancement effects of various algorithms in scene2. (a) Original image; (b) MSR; (c) ALTM; (d) MF; (e) Ref. [14] algorithm; (f) proposed algorithm

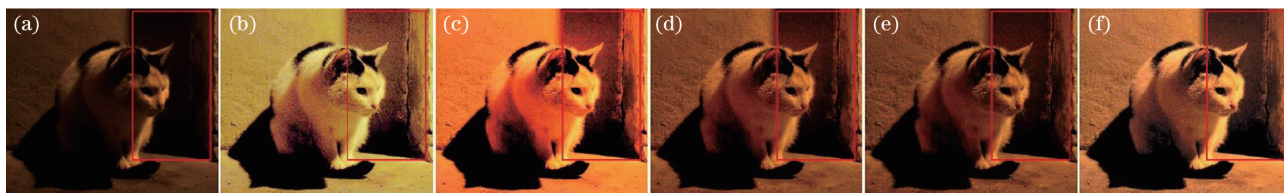


图 5 场景 3 的各算法增强效果对比。(a)原始图像;(b)MSR;(c)ALTM;(d)MF;(e)文献[14]算法;(f)本文算法  
Fig. 5 Comparison of the enhancement effects of various algorithms in scene3. (a) Original image; (b) MSR; (c) ALTM; (d) MF; (e) Ref. [14] algorithm; (f) proposed algorithm



图 6 场景 4 的各算法增强效果对比。(a)原始图像;(b)MSR;(c)ALTM;(d)MF;(e)文献[14]算法;(f)本文算法  
Fig. 6 Comparison of the enhancement effects of various algorithms in scene4. (a) Original image; (b) MSR; (c) ALTM; (d) MF; (e) Ref. [14] algorithm; (f) proposed algorithm

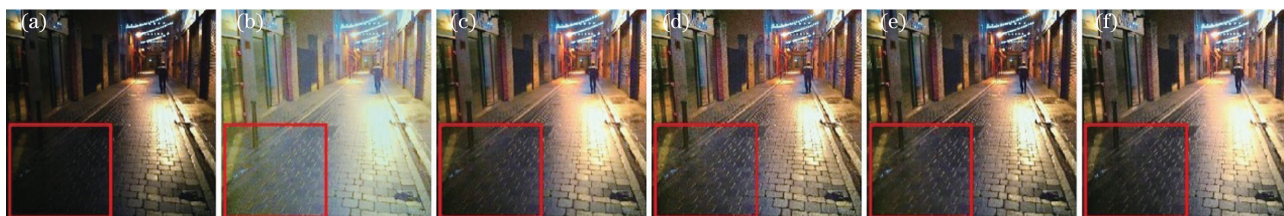


图 7 场景 5 的各算法增强效果对比。(a)原始图像;(b)MSR;(c)ALTM;(d)MF;(e)文献[14]算法;(f)本文算法  
Fig. 7 Comparison of the enhancement effects of various algorithms in scene5. (a) Original image; (b) MSR; (c) ALTM; (d) MF; (e) Ref. [14] algorithm; (f) proposed algorithm

也会出现一定程度的颜色失真,图像色彩偏红。而 MF 算法、文献[14]算法和本文算法均能较好地保持色彩。

从图 3(b)~图 7(b)可见,MSR 算法的亮度增强幅度过大,图像自然性不佳,图 7(b)仿佛蒙上了一层白雾。图 3(c)中 ALTM 算法的亮度增强效果略显不足,导致部分细节不够清晰。由图 4(d)和(e)、图 5(d)和(e)可见,MF 算法和文献[14]算法在部分缺少高亮区域的低照度图像中亮度增强幅度不足,图像整体偏暗。本文算法的亮度增强幅度适中,并保持了良好的亮度自然性,层次感分明,拥有良好的视觉效果。

由图 3(b)、图 4(b)、图 6(b)框内结果可以看出,MSR 算法容易出现过度增强,导致细节对比度低、纹理可见度低、明暗变化不自然。而且从图 5(b)、图 7(b)框内的结果可见,MSR 算法的增强效果还会受噪声点干扰,严重降低图像质量。ALTM 算法对图 3(c)、图 7(c)框中的细节增强不足,但在图 4(c)、图 6(c)中又出现了过度增强,在图 6(c)中还出现了模糊现象,使招牌字体难以辨认。由图 4(d)、图 5(d)可以看出,MF 算法存在的亮度增强不足问题会影响细节的可见度,在图 7(d)中 MF 的增强效果也受到噪声影响,出现了较明显的噪声点。图 3(e)中文献[14]算法在部分阴影处增



强效果不佳,亮度和对比度较低,图 4(e)、图 5(e)中的细节效果虽然较 MF 算法有所改善,但仍然因亮度不足而难以辨认,图 7(e)中文献[14]算法噪声点干扰亦有减少,但仍然比较明显。本文算法增强结果细节清晰可见,没有出现明显的过度增强和增强不足,且受噪声干扰程度较小,具有较好的细节增强效果。

从图 3~图 7 可以看出,本文算法在颜色保持、亮度增强和细节增强等方面具有一定优势,在主观视觉上要优于其他对比算法。

#### 4.2 定量分析

本文根据以上 5 个场景进行客观指标定量评价,选取亮度失真(LOE)<sup>[18]</sup>、信息熵和能量梯度。LOE 是一种以原图像为参考的亮度自然性的平均指标,用于评估图像自然性的保持程度,其值越小,则增强图像的自然性越好。信息熵是一种常用的无

参考指标,用于衡量图像信息的丰富程度,其值越大说明图像的信息量越丰富,质量较好。能量梯度是一种无参考清晰度平均指标,其值越大表明图像的清晰度越高。

由表 2 可以看出,在测试的所有图像中,MF 算法、文献[14]算法增强结果拥有较高的 LOE 值,说明二者的增强过程对亮度自然性的影响较大;尽管 ALTM 算法的平均 LOE 值低于 MF 算法和文献[14]算法,但其 LOE 值浮动较大,图像自然性表现不够稳定;本文算法仅在少数场景中高于 ALTM 算法,这是由于本文算法对于高亮区域的增强抑制仍然有限,但在其他情况下均低于其他对比算法,平均 LOE 值远低于其他对比算法,这得益于本文算法根据图像的整体、局部亮度情况对亮度和细节增强过程进行调节,故本文算法增强图像的亮度自然性较好。

表 2 亮度失真定量评价表

Table 2 Quantitative evaluation table of LOE

Figure	MSR	ALTM	MF	Ref. [14] algorithm	Proposed algorithm
Fig. 3	328.6	215.1	433.7	636.7	231.5
Fig. 4	352.8	833.9	760.7	687.8	145.4
Fig. 5	255.8	488.0	609.5	566.6	176.1
Fig. 6	420.3	652.2	454.0	701.7	283.9
Fig. 7	381.1	202.3	675.0	902.9	324.1
Average	347.7	478.3	586.6	699.1	232.2

由表 3 可以看出,ALTM 算法、MF 算法、文献[14]算法在信息熵指标中的表现相较于 MSR 算法均有所改善,而本文算法在绝大多数场景下拥有最高的信息熵,说明本文算法蕴含了更丰富的图像信息。根据表 4 不难看出各算法在能量梯度上的表现,ALTM 算法与文献[14]算法表现欠佳,大多数情况下低于 MSR 算法,说明二者成像的清晰度有待提高。而 MF

算法和本文算法在大多数场景下都拥有较好的能量梯度值,本文算法在少数场景中的梯度能量值较低是因为亮背景区域中存在的部分纹理和细节在增强后变得模糊,但总体上本文算法的能量梯度指标水平表现更好、更稳定。结合表 3、表 4 可知,本文算法可以提取较多的图像纹理和细节,所获得的增强图像具有较丰富的图像信息和较好的清晰度表现。

表 3 信息熵定量评价表

Table 3 Quantitative evaluation table of entropy

Figure	Original image	MSR	ALTM	MF	Ref. [14] algorithm	Proposed algorithm
Fig. 3	6.3698	6.5552	7.3236	7.5411	7.3504	7.3883
Fig. 4	5.7130	6.1958	6.2335	5.9350	6.2706	6.6912
Fig. 5	5.9424	6.8171	6.8503	6.5728	6.6456	7.1247
Fig. 6	5.8426	6.8431	6.8884	6.8987	6.8589	6.9993
Fig. 7	6.7449	7.4020	7.4344	7.5643	7.3847	7.6231

表 4 能量梯度定量评价表

Table 4 Quantitative evaluation table of gradient energy

Figure	Original image	MSR	ALTM	MF	Ref. [14] algorithm	Proposed algorithm
Fig. 3	0.0123	0.0166	0.0153	0.0196	0.0162	0.0165
Fig. 4	0.0148	0.0380	0.0351	0.0275	0.0248	0.0415
Fig. 5	0.0168	0.0506	0.0401	0.0364	0.0313	0.0453
Fig. 6	0.0226	0.0369	0.0358	0.0389	0.0338	0.0448
Fig. 7	0.0637	0.0604	0.0709	0.0934	0.0828	0.0841

由此可以得出,该算法的主观感受与定量分析结果一致,本文算法的增强效果具有一定优势。

## 5 结 论

针对光照不足情况下,可见光成像亮度低、细节不明显等问题,本文提出了一种基于亮度通道细节增强的低照度图像处理算法。在 *Lab* 色彩模型的 *L* 通道上完成亮度增强操作,以确保颜色不会发生明显失真。使用指数派生函数估计光照分量,可以在增强暗区域的同时抑制亮区域的过度增强现象。同时引入多尺度引导滤波和结构张量可以更好地提取图像细节,该算法将二者提取的细节图像和初步增强结果进行融合,使图像中的细节得到了明显增强。实验结果中的图像不仅亮度增强程度合适、颜色正常,而且微小的细节也清晰可见,具有良好的观感。与各对比算法相比,该方法的 LOE 值较低,信息熵和能量梯度较高,从客观上也映证了主观感受。该方法可以对低照度图像进行有效增强,避免了光晕伪影和颜色失真的问题产生,保持了良好的亮度自然性和丰富的图像信息。

在随后的工作中,将针对大片高亮区域可能存在的纹理细节模糊问题,研究其产生的机理并改进亮度估计和细节增强方法,更好地保留亮背景下的纹理细节。在计算暗、亮区域的亮度均值时采用的图像分块方法效率有所不足,这极大地影响了本文算法的运算速度,因此,将研究更加合适的高效算法。未来还会针对算法中的某些参数进行改进,以期实现这些参数的自适应调整,增强算法的图像处理效果。

## 参 考 文 献

[1] Yang M X. Research on color image enhancement algorithms in low light conditions [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019: 9-13.

杨茂祥. 低照度环境下彩色图像增强算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019: 9-13.

- [2] Pan W Q. Research on enhancement algorithms of low-light image and video based on Retinex theory [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019: 10-12.  
潘卫琼. 基于 Retinex 理论的低照度图像与视频增强算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019: 10-12.
- [3] Feng Q Z, Wang D. A novel algorithm for low illumination image enhancement based on LIP and CLAHE[J]. *Electro-Optic Technology Application*, 2018, 33(5): 31-36.  
冯清枝, 王丹. 基于 LIP 模型和 CLAHE 的低照度图像增强算法[J]. *光电技术应用*, 2018, 33(5): 31-36.
- [4] Yu C Y, Xu X D, Lin H X, et al. Low-illumination image enhancement method based on a fog-degraded model[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(9): 1194-1205.  
余春艳, 徐小丹, 林晖翔, 等. 应用雾天退化模型的低照度图像增强[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(9): 1194-1205.
- [5] 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 CNN 的低照度图像增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201002.
- [6] Ma H Q, Ma S P, Xu Y L, et al. Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0210004.  
马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. *光学学报*, 2019, 39(2): 0210004.
- [7] Jia X Y, Li T T, Jiang Z H, et al. Hue preserving low illumination image enhancement based on gene expression programming optimization [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 091502.  
贾新宇, 李婷婷, 江朝晖, 等. 基因表达式编程优化



- 的色调保持低照度图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 091502.
- [8] Ahn H, Keum B, Kim D, et al. Adaptive local tone mapping based on retinex for high dynamic range images[C]//2013 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), January 11-14, 2013, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2013: 153-156.
- [9] Fu X Y, Zeng D L, Huang Y, et al. A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images[J]. Signal Processing, 2016, 129: 82-96.
- [10] Yang S, Song Q, Guo X, et al. An improved contrast fusion approach in gradient domain for low light level image enhancement [C]//MIPPR 2019: Multispectral Image Acquisition, Processing, and Analysis. International Society for Optics and Photonics, 2020, 11428: 114280M.
- [11] Park S, Moon B, Ko S, et al. Low-light image restoration using bright channel prior-based variational Retinex model[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2017, 2017: 44.
- [12] Guo X J. LIME: a method for low-light image enhancement[C]//Proceedings of the 2016 ACM on Multimedia Conference-MM'16, October 1-19, 2016. Amsterdam, The Netherlands. New York: ACM Press, 2016: 87-91.
- [13] Fu Q, Jung C, Xu K. Retinex-based perceptual contrast enhancement in images using luminance adaptation[J]. IEEE Access, 2018, 6: 61277-61286.
- [14] Fu G, Duan L, Xiao C X. A hybrid L2 -LP variational model for single low-light image enhancement with bright channel prior [C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 22-25, 2019, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2019: 1925-1929.
- [15] Azetsu T, Suetake N. Hue-preserving image enhancement in CIELAB color space considering color gamut[J]. Optical Review, 2019, 26(2): 283-294.
- [16] Chang J, Ren Y, He C Z. Improved multifocus image fusion algorithm for bilateral filtering Retinex [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(3): 432-441.  
常戩, 任营, 贺春泽. 改进双边滤波 Retinex 的多聚焦图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(3): 432-441.
- [17] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [M]. Heidelberg: Springer, 2010: 1-14.
- [18] 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.