

# 基于光照补偿的 HSV 空间多尺度 Retinex 图像增强

王奎, 黄福珍\*

上海电力大学自动化工程学院, 上海 200090

**摘要** 针对弱光环境下采集到的图像存在欠曝光的问题, 提出了一种基于光照补偿的 HSV 空间多尺度 Retinex 图像增强算法。首先在 HSV 空间下将原始亮度分量同等代换为本征突出层和照明补偿层; 然后采用改进的双边核函数 (IBKF) 处理本征突出层, 并根据多尺度 Retinex 得到反射层; 接着通过麻雀搜索优化双边伽马函数来处理照明补偿层, 同时在麻雀搜索后期引入萤火虫扰动, 使其更快地收敛到全局最优, 并从亮度过渡层中提取光照层; 最后融合反射层和光照层, 并进行颜色空间转换, 得到最终的输出图像。实验结果表明, 所提算法改善了图像增强过程中的光照损失问题, 提升了图像清晰度, 获得了更好的视觉感知。

**关键词** 图像处理; HSV 空间; 多尺度 Retinex; 图像融合; 光照补偿; 图像增强

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1010004

## Multiscale Retinex Image Enhancement in HSV Space Based on Illumination Compensation

Wang Kui, Huang Fuzhen\*

School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China

**Abstract** A multiscale Retinex image enhancement algorithm in HSV space based on illumination compensation is proposed to solve the under exposure of images acquired in low-light conditions. First, in HSV space, the intrinsic protrusion and illumination compensation layers both replace the original luminance component. Then, the intrinsic protrusion layer is processed by improved bilateral kernel function (IBKF), and the reflection layer is obtained according to multiscale Retinex. The illumination compensation layer is processed by optimizing the bilateral Gamma function through sparrow search, and firefly disturbance is introduced in the later stage of sparrow search to make it converge to the global optimum faster. The illumination layer is extracted from the brightness transition layer. Finally, the reflection and illumination layers are fused, and color space conversion is employed to generate the final output image. The experimental results show that the proposed algorithm improves the illumination loss in the process of image enhancement as well as image clarity and obtains better visual perception.

**Key words** image processing; HSV space; multiscale Retinex; image fusion; illumination compensation; image enhancement

## 1 引言

人类获取的绝大多数信息来自于视觉, 图像作

为视觉信息的主要载体, 在计算机视觉、模式识别等视觉感知方面发挥着重要作用<sup>[1]</sup>。然而在现实生活中, 受光照、天气及成像设备的影响, 采集到的图

收稿日期: 2021-04-12; 修回日期: 2021-04-29; 录用日期: 2021-05-18

基金项目: 上海市电站自动化技术重点实验室资助项目 (13DZ2273800)

通信作者: huangfzh@shiep.edu.cn

像往往会出现亮度和对比度偏低、部分细节湮没的暗区域,使得感兴趣的区域难以辨识,从而导致图像的质量严重下降。低质量的图像不仅影响着人们的视觉效果,还给图像信息的提取与分析带来极大的不便。因此,有必要通过图像增强技术来改善图像质量。

图像增强算法主要可以分为空间域和频率域两大类。空间域增强方法主要包括灰度变换<sup>[2]</sup>、直方图均衡化<sup>[3]</sup>和 Retinex 算法<sup>[4-5]</sup>等;频率域增强方法主要包括同态滤波<sup>[6-7]</sup>、小波变换<sup>[8]</sup>和图像金字塔<sup>[9]</sup>等。其中,由于 Retinex 算法结合了人眼的视觉特性,尤其在低照度增强方面,相比于其他传统方法,整体表现更佳,所以近年来得到了国内外不同学者的广泛研究。从照度估计的角度来看,可以发现当前的 Retinex 及其改进算法在对光照的处理上有两种具体的表现形式,分别是光照剔除和光照校正。对于光照剔除,经典的 Retinex 算法采用高斯核函数作为卷积核,通过剔除滤出的光照,将反射分量作为增强结果,但光照的估计不是精确的,这样会因光照的缺乏,增强结果不自然。韩梦妍等<sup>[10]</sup>基于 Retinex 对光照图的估计进行改进,通过对初始光照的近似与细化,对相对精确的光照进行了去除,得到了较为自然的增强结果,但局部暗区细节不够突出。陈茹霞等<sup>[11]</sup>提出一种基于 L0 范数的 Retinex 图像增强算法,使用 L0 范数作为平滑算子来估计光照分量并对其进行了去除,提取图像的增强成分,与原始图像融合后突出了图像的细节,但图像的对比度改善效果不够理想。在光照校正上, Ji 等<sup>[12]</sup>基于 Retinex 算法使用引导滤波估计亮度分量的光照,结合伽马校正调整入射分量和反射分量,一定程度上保留了图像的细节和色彩,但整体视觉明亮度不高。刘志成等<sup>[13]</sup>通过引入二维伽马函数,自适应降低了光照不均对亮度分量的影响,但图像的细节效果表现不够突出。

针对以上问题,本文提出一种基于光照补偿的改进 Retinex 图像增强算法。所提算法建立在 Retinex 照度估计的基础上,从一种新的角度审视光照校正,并对产生的光照损失进行补偿。将低照度原图从 RGB 颜色空间转换到 HSV 空间,对初始亮度分量进行分层,把改进的双边核函数作为 Retinex 的中心环绕函数,从本征突出层中获取反射层。将双边伽马函数作用于照明补偿层,建立自适应评价体系,从亮度过渡层中获得光照层。反射层与光照层融合,将图像从 HSV 空间转回到 RGB 颜色空间,得到最终增强结

果。最后,通过实验验证了所提算法的有效性。

## 2 Retinex 算法

由 Retinex 理论可知,一幅图像可以看作是入射分量和反射分量的乘积。图像中像素的动态范围由入射分量所决定,而反射分量则表征了图像自身的固有属性。通过去除入射分量对反射分量的影响,就能达到图像增强的目的<sup>[14]</sup>,表达式为

$$I(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y), \quad (1)$$

式中: $I$ 表示人眼所观察到的图像; $R$ 为反射分量; $L$ 为入射分量; $(x, y)$ 为图像中任意某点的像素。

为了减小计算复杂度,同时获得更加接近于人眼感知的非线性特性,在对数域中可将式(1)由乘法变为加法,转换结果为

$$\lg I(x, y) = \lg R(x, y) + \lg L(x, y). \quad (2)$$

单尺度 Retinex (SSR) 算法<sup>[15]</sup>是以高斯核函数作为中心环绕函数的,通过与原图像进行卷积估计出照度图像,然后将其剔除,将得到的反射图像作为增强结果,具体表达式为

$$R_{\text{SSR}}(x, y) = \lg I_i(x, y) - \lg [I_i(x, y) \otimes G(x, y)], \quad (3)$$

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

式中: $R_{\text{SSR}}$ 为第  $i$  个颜色通道的反射图像; $G(x, y)$ 表示高斯核函数; $\sigma$ 表示高斯环绕尺度; $\otimes$ 为卷积符号。 $\sigma$ 较小时,能够保留较多的细节,但色彩易失真; $\sigma$ 较大时,能够保持较多的色彩,但细节易丢失<sup>[16]</sup>。

为了使图像细节保持和色彩保真得到平衡,多尺度 Retinex (MSR) 算法<sup>[17]</sup>采用多个高斯环绕尺度进行加权求和,表达式为

$$R_{\text{MSR}}(x, y) = \sum_{j=1}^N \omega_j \{ \lg I_i(x, y) - \lg [I_i(x, y) \otimes G_j(x, y)] \}, \quad (5)$$

式中: $N=3$ ,表示小、中、大三个尺度; $\omega_j$ 为不同尺度参数对应的权重, $\omega_1=\omega_2=\omega_3=1/3$ ; $G_j(x, y)$ 表示尺度为  $\sigma_j$  时的高斯核函数。

为了进一步提升图像色彩还原程度,带颜色恢复因子的多尺度 Retinex (MSRCR) 算法<sup>[18]</sup>在 MSR 的基础上增加颜色恢复因子,表达式为

$$R_{\text{MSRCR}}(x, y) = C_i \sum_{j=1}^N \omega_j \{ \lg I_i(x, y) - \lg [I_i(x, y) \otimes G_j(x, y)] \}, \quad (6)$$

$$C_i(x, y) = \beta \lg \left[ \frac{\alpha I_i(x, y)}{\sum_{i=1}^3 I_i(x, y)} \right], \quad (7)$$

式中:  $C_i$  为第  $i$  个颜色通道的颜色恢复因子;  $\alpha$  是非线性强度调节参数;  $\beta$  是增益因子。

### 3 所提算法内容

将颜色空间转换到 HSV 空间, 提取初始亮度分量, 将其等价并行分层<sup>[19]</sup>, 分别为本征突出层  $V^{(1)}$  和

照明补偿层  $V^{(2)}$ 。对于本征突出层, 用改进的双边核取代多尺度 Retinex 算法中的高斯核, 得到用来突出边缘细节的反射层。对于照明补偿层, 用双边伽马函数进行处理, 通过萤火虫扰动麻雀搜索实现该层的自适应校正, 并将校正结果作为亮度过渡层; 同时, 用改进的双边核函数对校正结果进行一次滤波处理, 获得目标光照层, 将光照层融合到反射层中, 进行光照损失补偿。最后, 合并各通道并进行颜色空间转换, 输出最终的增强结果。所提算法流程如图 1 所示。

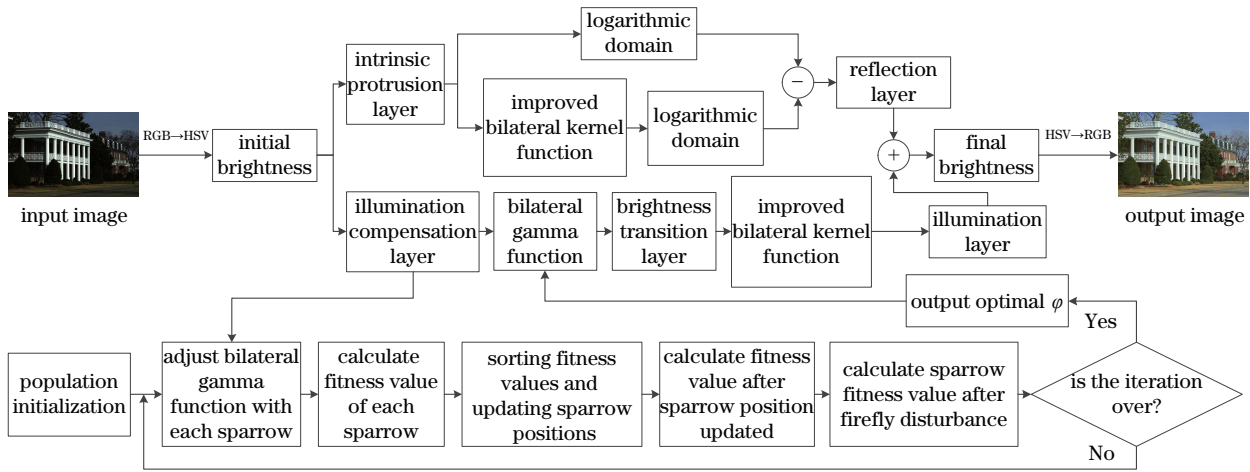


图 1 所提算法流程

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

#### 3.1 HSV 空间

通常, 彩色图像用 RGB 颜色模型表示。在三种原色相关性的影响下, 增强图像时色彩容易出现失真。HSV 颜色空间模型是基于人类视觉系统的, 分别表示为色调(H)、饱和度(S)和亮度(V), 且三个属性分量之间互不干扰。与传统的 RGB 色彩空间相比, HSV 空间具有更强的色彩保真度<sup>[20]</sup>。因此, 选择在 HSV 空间下增强图像。

#### 3.2 本征突出层

##### 3.2.1 照度估计

由高斯核函数(GKF)估计照度, 这是传统 Retinex 算法获取照度图像的方式。然而, 以此获得的增强图像通常会伴随着泛灰现象。双边核函数(BKF)是对高斯核函数的改进, 作为一种非线性滤波函数, 同时考虑了图像的空间邻近度和像素相似度<sup>[21]</sup>。用双边核函数替代高斯核函数估计照度分量, 在平滑图像的同时能更好地保持图像的边缘信息。双边滤波的表达式为

$$B(x, y, p, q) = \exp \left\{ -\frac{(x-p)^2 + (y-q)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{[I(x, y) - I(p, q)]^2}{2\sigma_r^2} \right\}, \quad (8)$$

式中:  $(p, q)$  是图像中心点的坐标;  $I(p, q)$  是图像中心点像素的灰度值;  $\sigma_d$  为空间几何标准差参数,  $\sigma_r$  为亮度标准差参数;  $B(x, y, p, q)$  为双边核函数。式(8)可以看作是由定义域核和值域核两部分的乘积构成的。

在图像的平缓区, 像素值变化较小, 需要进行平滑; 在图像的边缘区, 像素值变化较大, 需要尽可能地保留边缘。双边核函数可以实现平滑保边的效果。假设图像中存在光照完全一致区, 在该区域双边核会完全退化为高斯核。但是, 只要光照不一致, 双边核就不可能完全退化。换句话说, 像素值差的存在并不能认定该区就是边缘区, 当像素值差距不大时, 该区域亦可能是平缓区。当图像中某区域存在像素值差的平缓区, 式(8)对图像的平滑

效果就会削弱。受文献[22]的启发,在原有双边核函数的基础上引入平滑增益因子 $\lambda$ ,平滑增益因子可以促使作用于图像中与图像中心点相同或相近处的双边核退化。将改进的双边核函数运用到本征突出层,表达式为

$$B(x, y, p, q) = \exp \left\{ -\frac{\lambda \left[ (x-p)^2 + (y-q)^2 \right]}{2\sigma_d^2} - \frac{\left[ V^{(1)}(x, y) - V^{(1)}(p, q) \right]^2}{2\sigma_r^2} \right\}, \quad (9)$$

$$\lambda = e^{-\tau}, \quad \tau \in [0, +\infty), \quad (10)$$

$$\tau = \begin{cases} 0, & V^{(1)}(x, y) - V^{(1)}(p, q) > \frac{\sigma_d}{4} \\ \frac{\sqrt{c} + 1}{2}, & V^{(1)}(x, y) - V^{(1)}(p, q) \leq \frac{\sigma_d}{4} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: $c$ 为双边核窗口参数; $B(x, y, p, q)$ 为改进的双边核函数。

本征突出层照度估计结果如图2所示。从图2可以看出:GKF使得本征突出层全局平滑,保边效果较差;尽管BKF保留了图像大部分边缘信息,但在光照变化缓慢区未能得到有效模糊;IBKF继承了BKF保边效果的同时,在光照变化缓慢处的非边缘区也达到了进一步的平滑效果。

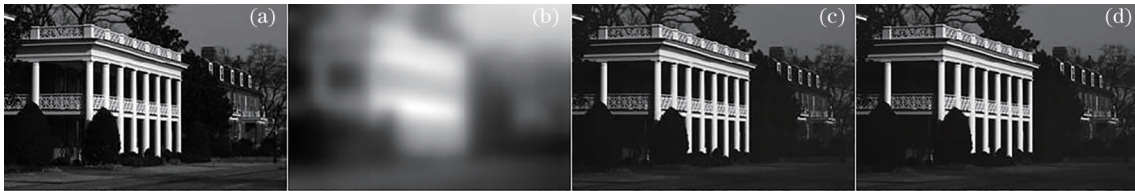


图2 本征突出层的照度估计结果。(a)本征突出层;(b)高斯核函数;(c)双边核函数;(d)改进的双边核函数

Fig. 2 Illumination estimation results of intrinsic protrusion layer. (a) Intrinsic protrusion layer; (b) GKF; (c) BKF; (d) IBKF

### 3.2.2 反射层提取

根据多尺度Retinex,基于式(5),在对数域中引入IBKF获取增强的反射层,并记为 $V_R^{(1)}$ ,表达式为

$$V_R^{(1)}(x, y) = \sum_{j=1}^N \omega_j \{ \lg V^{(1)}(x, y) - \lg [ V^{(1)}(x, y) \otimes B(x, y, p, q) ] \}. \quad (12)$$

从本征突出层获取的反射层如图3所示。

采用平均梯度对本征突出层及其增强的反射层

进行质量评估。反射层质量评估结果如表1所示。

从表1可以看出,由GKF得到的反射层相比本征突出层的平均梯度有所降低。在反射层中,IBKF的平均梯度相比BKF增加了0.0429,表明了IBKF不仅改善了图像的泛灰问题,同时也有着更高的边缘纹理表达能力。然而,这是建立在照度剔除的基础上的,由于忽略了照度估计不精确这一事实,图像整体显得不够自然。为了获取更加自然的图像,有必要对反射层进行光照补偿。



图3 本征突出层获取的反射层。(a)本征突出层;(b)高斯核函数;(c)双边核函数;(d)改进的双边核函数

Fig. 3 Reflection layer obtained by intrinsic protrusion layer. (a) Intrinsic protrusion layer; (b) GKF; (c) BKF; (d) IBKF

表1 反射层质量评估结果

Table 1 Quality assessment results of reflection layer

Evaluation indicator	Intrinsic protrusion layer	Reflection layer		
		GKF	BKF	IBKF
Average gradient	10.2631	8.8822	10.6363	10.6792

### 3.3 照明补偿层

#### 3.3.1 双边伽马校正

照明补偿层的图像整体亮度不高,可以通过双

边伽马函数<sup>[23]</sup>进行校正,以此达到获取亮度过渡层的目的。双边伽马函数的表达式为

$$O_a(h) = h^{1/\gamma}, \quad (13)$$

$$O_b(h) = 1 - (1 - h)^{1/\gamma}, \quad (14)$$

$$O(h) = \varphi O_a(h) + (1 - \varphi) O_b(h), \quad (15)$$

式中： $h$ 是图像的灰度值； $\gamma$ 用来控制校正强度，一般为 2.5； $\varphi$ 为调节参数且  $\varphi \in [0, 1]$ ； $O_a(h)$ 是可以校正图像暗区的凸函数； $O_b(h)$ 是用来校正图像亮区的凹函数。

利用双边伽马函数对照明补偿层进行校正，校正结果视为亮度过渡层，并记作  $\hat{V}^{(2)}$ ，表达式为

$$\hat{V}^{(2)}(x, y) = 256 \cdot O[V^{(2)}(x, y) / 256]. \quad (16)$$

双边伽马曲线如图 4 所示。 $O_a(h)$ 和  $O_b(h)$ 在不同的  $\varphi$  值下合成不同的双边伽马函数。根据  $\varphi$  值的变化，在与  $O(h)=h$  的交点处，双边伽马函数的凹凸性发生改变。在交点左侧，图像灰度值相对偏低，曲线为凸，表明增强暗区；在交点右侧，图像灰度值相对偏高，曲线为凹，表明抑制亮区。由此可见，参数  $\varphi$  的不同取值可以通过改变双边伽马曲线的形状来影响图像不同区域的校正效果。因此，合

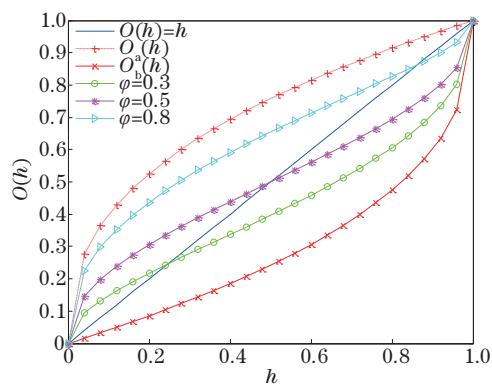


图 4 双边伽马曲线

Fig. 4 Bilateral Gamma curves

理的  $\varphi$  值是平衡照明补偿层亮暗区而获取较佳亮度过渡层的关键。

照明补偿层及不同的  $\varphi$  值得到的亮度过渡层效果如图 5 所示。

照明补偿层及不同亮度过渡层对应的灰度直方图如图 6 所示。



图 5 照明补偿层及不同  $\varphi$  值得到的亮度过渡层。(a)照明补偿层；(b)  $\varphi=0.3$ ；(c)  $\varphi=0.5$ ；(d)  $\varphi=0.8$

Fig. 5 Illumination compensation layer and brightness transition layer obtained by different  $\varphi$  values.

(a) Illumination compensation layer; (b)  $\varphi=0.3$ ; (c)  $\varphi=0.5$ ; (d)  $\varphi=0.8$

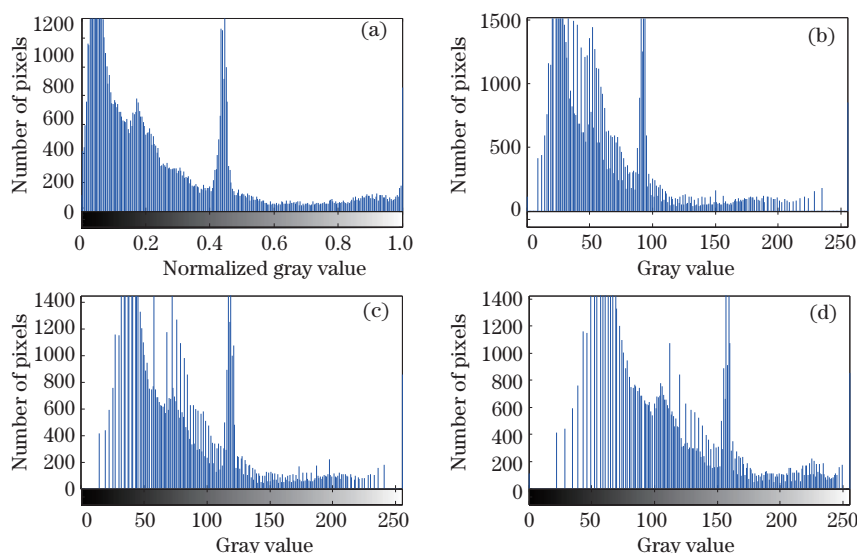


图 6 照明补偿层及不同亮度过渡层对应的灰度直方图。(a)照明补偿层；(b)  $\varphi=0.3$ ；(c)  $\varphi=0.5$ ；(d)  $\varphi=0.8$

Fig. 6 Gray histograms corresponding to different brightness transition layers and illumination compensation layer.

(a) Illumination compensation layer; (b)  $\varphi=0.3$ ; (c)  $\varphi=0.5$ ; (d)  $\varphi=0.8$

从图 5 可以看出,不同的  $\varphi$  值使得照明补偿层的明亮度发生改变,即随着  $\varphi$  值的增加,图像亮暗区发生改变,由于图像中暗区多于亮区,校正后看起来整体变亮。表现在图 6 的灰度直方图上,图像灰度级分布整体也由暗区向亮区移动,且分布更趋于均匀。然而,整体亮度的增加与否并不能完全决定图像质量的优劣,在兼顾明亮度的同时,需要构建一个完整的自适应评价体系。

### 3.3.2 麻雀搜索及其改进

受到生物界麻雀觅食和反捕食行为的启发, Xue 等<sup>[24]</sup>于 2020 年首次提出了麻雀搜索算法 (SSA)。在 SSA 中,整个麻雀种群可以分为发现者、加入者和侦察者。发现者自身能量高,带领群体搜索食物。加入者跟随发现者觅食以获得更高能量。在整个觅食过程中,侦察者负责监视外来捕食者,一旦发现面临危险,便会提醒整个种群进行反捕食行为,飞往安全区域。

麻雀集合矩阵表示为

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_1^1 & z_1^2 & \cdots & z_1^d \\ z_2^1 & z_2^2 & \cdots & z_2^d \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_n^1 & z_n^2 & \cdots & z_n^d \end{bmatrix}. \quad (17)$$

麻雀适应度矩阵表示为

$$\mathbf{F}_z = \begin{bmatrix} f([z_1^1 & z_1^2 & \cdots & z_1^d]) \\ f([z_2^1 & z_2^2 & \cdots & z_2^d]) \\ f([\vdots & \vdots & \ddots & \vdots]) \\ f([z_n^1 & z_n^2 & \cdots & z_n^d]) \end{bmatrix}, \quad (18)$$

式中:  $n$  为麻雀种群数量;  $d$  表示变量维度;  $f$  表示适应度值。

发现者位置更新的表达式为

$$Z_{u,v}^{t+1} = \begin{cases} Z_{u,v}^t \cdot \exp\left(\frac{-u}{R_{sjs} \cdot t_{\max}}\right), & D_2 < S_T \\ Z_{u,v}^t + J \cdot \mathbf{W}, & D_2 \geq S_T \end{cases}, \quad (19)$$

式中:  $t$  表示当前迭代次数;  $v=1, 2, 3, \dots, d$ ;  $t_{\max}$  为最大迭代次数;  $Z_{u,v}$  表示第  $u$  个麻雀在第  $v$  维中的位置信息;  $D_2$  为预警值,  $D_2 \in [0, 1]$ , 随机生成;  $S_T$  为安全值,  $S_T \in [0.5, 1]$ ;  $R_{sjs}$  为随机数,  $R_{sjs} \in (0, 1]$ ;  $J$  为服从正态分布的随机数;  $\mathbf{W}$  为元素全为 1 的  $1 \times d$  矩阵, 变量维度  $d=1$ , 表示为  $W$ 。

加入者位置更新的表达式为

$$Z_{u,v}^{t+1} = \begin{cases} J \cdot \exp\left(\frac{Z_{\text{worst}}^t - Z_{u,v}^t}{u^2}\right), & u > \frac{n}{2} \\ Z_{u,v}^{t+1} + |Z_{u,v}^t - Z_{u,v}^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{W}, & u \leq \frac{n}{2} \end{cases}, \quad (20)$$

式中:  $Z_{u,v}^{t+1}$  是第  $t+1$  次迭代后发现者所占据的最优位置;  $Z_{\text{worst}}^t$  表示第  $t$  次迭代时全局最差位置;  $\mathbf{A}$  表示一个元素随机赋值为 1 或 -1 时的  $1 \times d$  矩阵, 且满足  $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。

侦察者位置更新的表达式为

$$Z_{u,v}^{t+1} = \begin{cases} Z_{\text{best}}^t + l_s \cdot |Z_{u,v}^t - Z_{\text{best}}^t|, & f_u > f_g \\ Z_{u,v}^t + K \cdot \left[ \frac{|Z_{u,v}^t - Z_{\text{worst}}^t|}{(f_u - f_w) + \xi} \right], & f_u = f_g \end{cases}, \quad (21)$$

式中:  $Z_{\text{best}}^t$  为第  $t$  次迭代时的全局最优位置;  $l_s$  为步长控制参数, 其值服从均值为 0、方差为 1 的正态分布;  $K \in [-1, 1]$ , 随机生成;  $f_u$ 、 $f_g$  和  $f_w$  分别表示当前麻雀的适应度、全局最优适应度和全局最差适应度;  $\xi$  为避免分母为零的极小常数, 取  $10^{-8}$ 。

为了提升麻雀算法寻优特性, 在协同寻优<sup>[25-26]</sup>的基础上, 采用一种萤火虫扰动策略来加快算法向全局最优解收敛的速度。在麻雀搜索后, 对所有麻雀位置与最优麻雀位置进行萤火虫扰动, 萤火虫扰动麻雀位置的表达式为

$$Z_{u,v}^{t+1} = Z_{u,v}^t + 2 \exp(-d_{\text{dist}}^2) (Z_{u,v}^t - Z_{\text{best}}^t) + 0.2 (r_{\text{rand}} - 0.5), \quad (22)$$

式中:  $d_{\text{dist}}$  为所有麻雀位置与最优麻雀位置的笛卡儿距离;  $r_{\text{rand}}$  为在  $[0, 1]$  区间上服从均匀分布的随机数。

### 3.3.3 适应度评估

采用改进的麻雀算法来搜索双边伽马函数的最优  $\varphi$  值, 从而实现照明补偿层的自适应校正, 使获取的亮度过渡层的效果更好。在最优  $\varphi$  值下, 亮度过渡层应具有较高的对比度、清晰的边缘纹理和丰富的信息量。在多目标优化的思想上, 将熵、边缘和标准差有机综合<sup>[27]</sup>, 并采用等比例叠加的方式来加以平衡。适应度函数表达式为

$$f_{\text{fitness}} = \phi_1 \times E_{\text{ent}} + \phi_2 \times n_{\text{edg}} + \phi_3 \times \lg(s_{\text{stv}}), \quad (23)$$

$$E_{\text{ent}} = - \sum_{h=0}^{255} P(h) \lg P(h), \quad (24)$$

$$n_{\text{edg}} = \frac{n_{\text{edges}}(S)}{T}, \quad (25)$$

$$s_{\text{stv}} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{k=1}^T \left( \hat{V}_k^{(2)} - \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T \hat{V}_k^{(2)} \right)^2}, \quad (26)$$

式中:  $E_{\text{ent}}$  表示亮度过渡层的熵;  $P(h)$  为任意灰度值  $h$  出现的概率;  $n_{\text{edg}}$  表示由 Sobel 算子检测计算得到的图像边缘量;  $n_{\text{edges}}(S)$  表示由 Sobel 算子检测到亮度过渡层边缘像素的数目;  $T$  为亮度过渡层

的像素总数;  $s_{stv}$  表示亮度过渡层的标准差;  $\phi_1$ 、 $\phi_2$  和  $\phi_3$  均为比例系数, 用来平衡三者的重要程度, 取  $\phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 1/3$ , 表示熵、边缘和标准差同等

重要。

麻雀搜索改进前后作用于双边伽马函数, 调整照明补偿层的收敛曲线如图 7 所示。

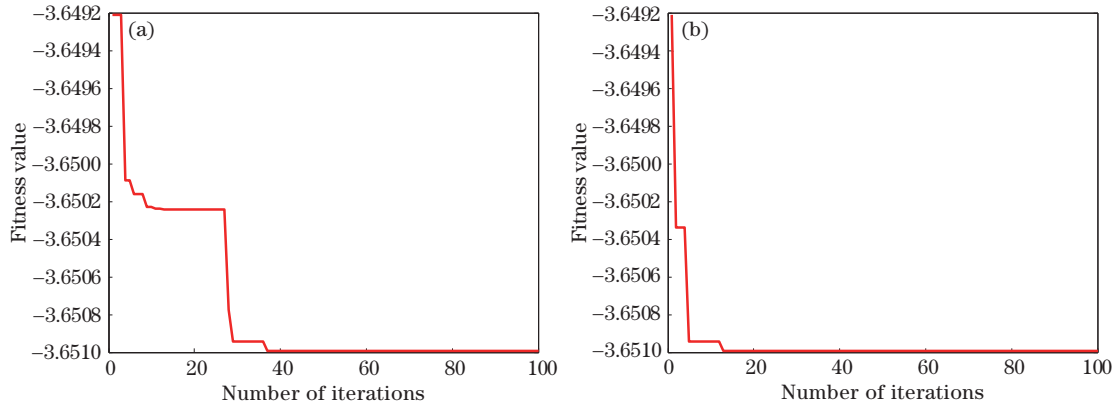


图 7 麻雀搜索改进前后收敛曲线比较。(a) 扰动前; (b) 扰动后

Fig. 7 Comparison of convergence curves before and after sparrow search improvement.

(a) Before disturbance; (b) after disturbance

从图 7 可以看出, 在扰动前, 接近 40 代时曲线开始收敛, 加入扰动后, 20 代以内就完成了收敛, 麻雀搜索能力得到了有效提升。

补偿结果作为输出的最终亮度分量, 记为  $V_{out}$ 。图像融合表达式为

$$V_{out} = V_R^{(1)} + V_L^{(2)}. \quad (27)$$

反射层光照补偿如图 8 所示。

### 3.4 图像融合

将亮度过渡层 (对应的  $\varphi = 0.9863$ ) 应用到式 (9), 进行一次滤波处理, 获得光照层, 记为  $V_L^{(2)}$ 。将光照层叠加到反射层, 进行光照损失补偿。光照

从图 8 可以看出, 原本不自然的反射层在融合光照层后, 得到的光照补偿结果表现更加饱和和自然, 结构信息更加丰富, 有效地提升了视觉效果。



图 8 反射层光照补偿。(a) 亮度过渡层; (b) 光照层; (c) 反射层; (d) 光照补偿结果

Fig. 8 Illumination compensation of reflection layer. (a) Brightness transition layer; (b) illumination layer; (c) reflection layer; (d) illumination compensation result

### 3.5 所提算法具体步骤

- 1) 将输入的低照度图像由 RGB 空间转换至 HSV 空间;
- 2) 提取初始亮度分量, 并将其等价为本征突出层和照明补偿层;
- 3) 根据式 (9), 用改进的双边核函数对本征突出层进行照度估计;
- 4) 在多尺度 Retinex 理论下, 由式 (12) 获取增强的反射层;
- 5) 麻雀种群及其参数初始化;
- 6) 根据式 (15), 用每只初始麻雀调整双边伽马

曲线;

- 7) 由式 (16) 校正照明补偿层, 并计算每只麻雀的适应度值;
- 8) 适应度排序, 获得最优麻雀和最差麻雀适应度值及其相对应的位置;
- 9) 麻雀位置分别按照式 (19)~(21) 进行更新, 并计算位置更新后的适应度值;
- 10) 用萤火虫扰动当前所有麻雀及最优麻雀, 根据式 (22) 进行位置更新并重新计算适应度值, 若适应度值更优, 则取代步骤 9) 的适应度值及位置;

11) 判断迭代是否终止,未终止,则跳转到步骤 6), 否则输出最优  $\varphi$  值并根据式(15)和式(16)完成对照明补偿层的校正;

12) 使用改进的双边核函数滤出光照层,根据式(27)获得最终亮度分量;

13) 合成  $H$ 、 $S$  和  $V_{out}$  三分量,并将它们转换到

RGB空间,得到输出的增强图像。

为了说明所提算法思想的合理性,假定反射层和亮度过渡层为最终亮度分量,两者分别执行步骤 13),合成的两个光照补偿前结果分别记为 RES1 和 RES2,并与所提算法光照补偿结果作为最终亮度分量进行比较,光照补偿前后结果比较如图 9 所示。



图 9 光照补偿前后结果比较。(a)原图;(b)RES1;(c)RES2;(d)所提算法

Fig. 9 Comparison of results before and after illumination compensation. (a) Original image; (b) RES1; (c) RES2; (d) proposed algorithm

为了说明所提算法自适应评价体系对图像增强结果的影响,对图 5 的亮度过渡层执行步骤 12) 和步骤 13),合成三个增强结果,分别记为 RES3、

RES4 和 RES5,并与图 8 自适应获得的亮度过渡层经步骤 12) 和步骤 13) 后的结果进行比较,自适应前后结果比较如图 10 所示。



图 10 自适应前后结果比较。(a) RES3; (b) RES4; (c) RES5; (d) 所提算法

Fig. 10 Comparison of results before and after adaptation. (a) RES3; (b) RES4; (c) RES5; (d) proposed algorithm

采用标准差(SD)、平均梯度(AG)和信息熵(IE)对合成结果进行质量评估。标准差能够反映图像像素的分散幅度,标准差越大,图像的动态范围越大,渐变层次越多。平均梯度表征图像细节纹

理的变化率,平均梯度越大,图像越清晰,层次感越强。信息熵可以衡量图像的信息量,信息熵越大,图像所蕴含的信息量越多,细节越丰富。合成结果质量评估如表 2 所示。

表 2 合成结果质量评估

Table 2 Quality assessment of synthetic results

Evaluation indicator	Original image	RES1	RES2	RES3	RES4	RES5	Proposed algorithm
SD	61.2386	48.3111	58.6346	49.0672	53.7812	60.7832	64.2896
AG	10.0213	11.3349	11.4543	9.0229	10.0860	11.5988	12.3413
IE	7.1455	7.5191	7.5928	7.1910	7.4479	7.7171	7.8007

从表 2 数据可以看出,所提算法的增强结果比光照补偿前的图像质量表现更佳。同时,也验证了在经过自适应评价体系后,所提算法不仅提升了图像明亮度,且在标准差、平均梯度和信息熵的表现上比非自适应方式合成的图像效果更好。

## 4 实验结果与分析

实验中使用的计算机为 Windows 8 操作系统, 4 GB RAM, i5 2.20 GHz 处理器,实验中的算法均在 MATLAB 2014a 软件平台上运行。实验图像一部分搜集于图像处理相关文献,一部分源于 ExDark



数据集<sup>[28]</sup>,随机选择自然光源和人造光源下的低照度图像共计 256 张,通过进行逐一仿真测试,从中选取具有代表性几张进行效果对比。将所提算法与 SSR 算法、MSR 算法、MSRCR 算法、文献[11]算法、文献[12]算法、文献[13]算法进行比较,采用主观视觉观察和客观指标评价的方式来进一步验证所提算法的有效性。其中,SSR 算法的高斯环绕尺度参数设置为 80,MSR 算法的高斯环绕尺度参数分别为 15,80 和 250,MSRCR 算法中  $\alpha=125,\beta=46$ 。双边

核函数的三个几何标准差参数分别为 15,80 和 250,亮度标准差参数分别为 0.05,0.10 和 0.15。麻雀算法中安全值  $S_T=0.6$ ,种群数目  $n=50$ ,变量维度  $d=1$ ,最大迭代次数为 100。文献[11]算法,文献[12]算法和文献[13]算法的参数分别按照各自给定数值设置,且各算法参数设定后均不再改变。

#### 4.1 主观评价

不同算法对自然光源和人造光源下的低照度图像的增强结果如图 11 和图 12 所示。

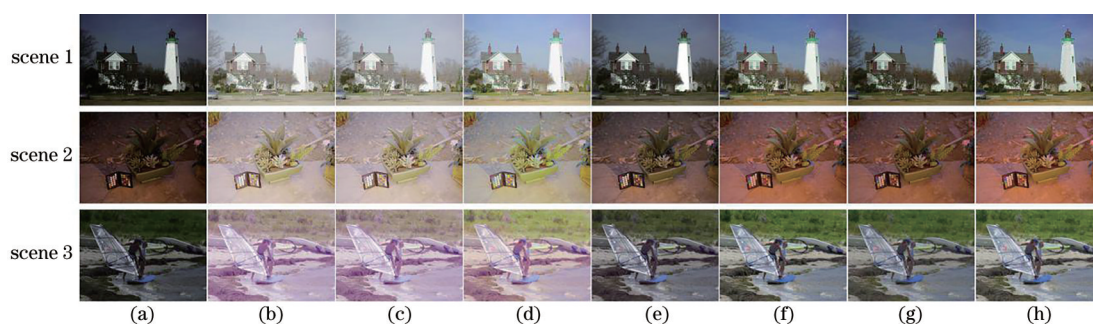


图 11 不同算法对自然光源下低照度图像的增强结果。(a)原图;(b)SSR;(c)MSR;(d)MSRCR;(e)文献[11]方法;(f)文献[12]方法;(g)文献[13]方法;(h)所提算法

Fig. 11 Low illumination image enhancement results under natural light source obtained by different algorithms. (a) Original images; (b) SSR; (c) MSR; (d) MSRCR; (e) method in Ref. [11]; (f) method in Ref. [12]; (g) method in Ref. [13]; (h) proposed algorithm

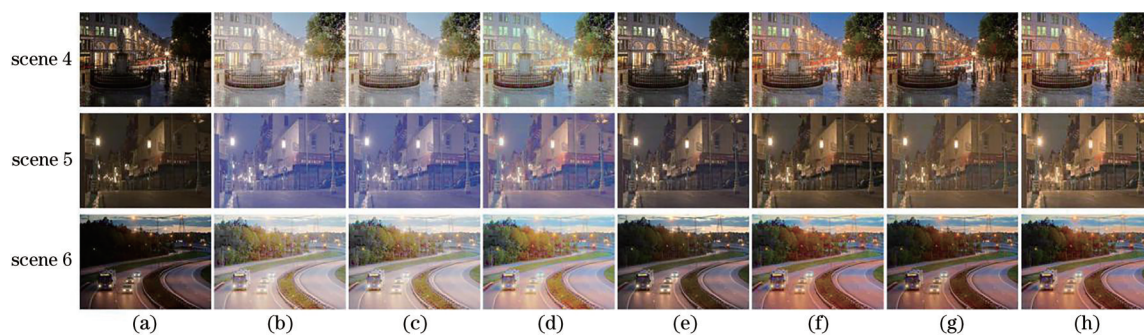


图 12 不同算法对人造光源下低照度图像的增强结果。(a)原图;(b)SSR;(c)MSR;(d)MSRCR;(e)文献[11]方法;(f)文献[12]方法;(g)文献[13]方法;(h)所提算法

Fig. 12 Low illumination image enhancement results under artificial light source obtained by different algorithms. (a) Original images; (b) SSR; (c) MSR; (d) MSRCR; (e) method in Ref. [11]; (f) method in Ref. [12]; (g) method in Ref. [13]; (h) proposed algorithm

从图 11 可以看出:经过 SSR、MSR 和 MSRCR 算法处理得到的图像亮度相比原图有所提升,但图像整体泛灰,MSRCR 相较于 SSR 和 MSR 的颜色得到了恢复,但色彩还原度不高;文献[11]算法的结果中亮度和对比度较低,部分未得到有效增强的细节信息依然湮没在图像暗区,具体表现在图 11(e)场景 1 近处的树木和图 11(e)场景 3 中的草坪;文献[12]

算法的视觉效果一定程度上得到了提高,色彩保持相对较好,但在图 11(f)场景 2 中的绿植上层次感不强;同样地,文献[13]算法使图像的明亮程度得到了加强,但在图 11(g)场景 1 和图 11(g)场景 2 上纹理显示不佳,且整体较为朦胧,在图 11(g)场景 3 中产生了色彩偏移,具体表现在天空的颜色上;相比之下,所提算法获得的增强图像细节更加突出,纹理层

次感更强,且色彩还原度更加接近于真实场景。

通过对图 12 的观察可以得出:SSR 和 MSR 算法处理后的图像视觉明亮度较高,但色彩保持效果较差,具体表现在图 12(b)场景 4 的湖面和图 12(b)场景 6 的天空泛白,色彩流失严重;MSRCR 算法在色彩保留上有所提高,但整体效果不够明显;文献 [11] 算法的增强结果亮度不佳,在光远处没有得到有效提升,且部分暗区细节信息没有突显;文献 [12] 算法的增强结果中细节突显相对较好,但图像动态范围没有得到有效拉伸,具体表现在图 12(f)场景 5 中光源后的天空;文献 [13] 算法增强结果中的亮度相比原图效果较好,但在图 12(g)场景 4 和图 12(g)场景 6 中整体细节信息较为模糊,整体不自然,且在图 12(g)场景 5 中出现了少许噪声,具体

表现在房屋门的附近被噪声覆盖;相比而言,所提算法获取的增强图像色彩保真度更高,结构信息效果更好,整体表现更自然,更加符合人眼的视觉感知。

#### 4.2 客观评价

为了更好地对比增强结果质量的优劣,仍采用 SD、AG 和 IE 客观指标进行定量比较。不同算法对自然光源下的低照度图像增强结果的质量评价如表 3 所示。不同算法对人造光源下的低照度图像增强结果的质量评价如表 4 所示。

从表 3 和表 4 的数据可以看出,所提算法在自然光源和人造光源下对低照度图像的评价指标整体优于其他算法,表明了所提算法得到的增强图像的质量较好。

表 3 不同算法对自然光源下的低照度图像增强结果的质量评价

Table 3 Quality evaluation of low illumination image enhancement results under natural light source by different algorithms

Scene	Evaluation indicator	Original image	SSR	MSR	MSRCR	Method in Ref. [11]	Method in Ref. [12]	Method in Ref. [13]	Proposed algorithm
Scene 1	SD	43.2219	38.4353	38.3464	41.9606	48.2158	46.9436	44.8264	47.7904
	AG	3.7585	4.8005	4.7919	4.9422	4.6536	5.2797	4.6767	5.6144
	IE	6.9867	6.7671	6.8003	7.1794	7.0427	7.3840	7.2749	7.4987
Scene 2	SD	27.8077	35.5719	35.5086	36.4089	33.9395	43.1707	37.6329	46.1994
	AG	3.7732	5.9386	5.9311	5.9930	5.0217	5.5853	4.9385	6.0015
	IE	6.6220	6.7487	6.7789	6.9996	6.9573	7.3456	7.1473	7.4829
Scene 3	SD	32.8273	35.4357	35.4087	37.0629	38.8858	47.3485	38.4523	46.9623
	AG	5.2683	5.8262	5.8223	5.8015	6.4784	7.5816	6.0378	7.4200
	IE	6.8849	7.0344	7.0451	7.1492	7.1463	7.5093	7.2500	7.5374

表 4 不同算法对人造光源下的低照度图像增强结果的质量评价

Table 4 Quality evaluation of low illumination image enhancement results under artificial light source by different algorithms

Scene	Evaluation indicator	Original image	SSR	MSR	MSRCR	Method in Ref. [11]	Method in Ref. [12]	Method in Ref. [13]	Proposed algorithm
Scene 4	SD	43.8467	49.6197	49.2044	49.0843	50.8821	51.9138	47.9032	53.7664
	AG	7.4814	9.2287	9.1622	9.0583	9.2054	9.8070	8.9136	9.9847
	IE	6.9921	7.1340	7.2812	7.5212	7.2448	7.5872	7.4195	7.6999
Scene 5	SD	26.8348	35.8094	35.8677	31.5348	30.2005	34.3291	31.1663	40.5358
	AG	3.1687	4.5254	4.5247	4.5638	4.1127	4.4483	3.7470	5.2203
	IE	6.2588	6.8977	6.9503	6.9610	6.4337	6.8370	6.8146	7.1465
Scene 6	SD	57.3648	54.2550	54.1710	56.4558	58.4601	59.2007	55.0865	59.1924
	AG	4.9223	6.1906	6.1845	6.2147	6.1405	6.4010	5.8252	6.2239
	IE	7.2398	6.9972	7.0981	7.5846	7.4844	7.7346	7.6053	7.7727

## 5 结 论

针对低照度图像的曝光不足问题,通过对

Retinex 理论的分析,在 HSV 空间下对 Retinex 进行了改进。所提算法采用 IBKF 来估计照度,使图像的纹理细节更加突出,改善了图像的泛灰现象。进

一步,通过改进的麻雀搜索完成对照明补偿层的自适应校正,并从亮度过渡层中提取光照层,进行光照损失补偿来还原图像的自然度。实验结果首先验证了所提算法思想的合理性,然后在自然光源和人造光源下不同低照度图像的表现上,所提算法在主观视觉和客观指标上综合表现良好。由于双边核函数是非线性的,加之麻雀搜索仍需多次迭代,所以所提算法的时间复杂度相对较高,后续需要加以优化,提高算法的实时性,进而应用到实际生活中。

### 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] Yelmanov S, Romanyshyn Y. Image enhancement technique for use in real-time mobile applications [C]//2019 IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), April 16-18, 2019, Kyiv, Ukraine. New York: IEEE Press, 2019: 553-558.
- [3] Tan S F, Isa N A M. Exposure based multi-histogram equalization contrast enhancement for non-uniform illumination images[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 70842-70861.
- [4] Xu J, Hou Y K, Ren D W, et al. STAR: a structure and texture aware Retinex model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 5022-5037.
- [5] Jang J H, Bae Y, Ra J B. Contrast-enhanced fusion of multisensor images using subband-decomposed multiscale Retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(8): 3479-3490.
- [6] Tseng C C, Lee S L. A weak-illumination image enhancement method using homomorphic filter and image fusion[C]//2017 IEEE 6th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), October 24-27, 2017, Nagoya, Japan. New York: IEEE Press, 2017: 17451808.
- [7] Xiong J, Han L N, Geng G H, et al. Based on HSV space real-color image enhanced by multi-scale homomorphic[C]//2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems, May 19-21, 2009, Xiamen, China. New York: IEEE Press, 2009: 160-165.
- [8] Wan Y, Shi D B. Joint exact histogram specification and image enhancement through the wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(9): 2245-2250.
- [9] Zhang S P, Euler C, Basu A. Image dynamic range enhancement based on fusion pyramid[C]//2020 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), July 6-10, 2020, London, UK. New York: IEEE Press, 2020: 19870811.
- [10] 韩梦妍, 李良荣, 蒋凯. 基于光照图估计的 Retinex 低照度图像增强算法[J]. *计算机工程*, 2021, 47(10): 201-206.  
Han M Y, Li L R, Jiang K. Retinex low-illumination image enhancement algorithm based on light image estimation[J]. *Computer Engineering*, 2021, 47(10): 201-206.
- [11] 陈茹霞, 强振平, 邵小锋, 等. 基于  $L_0$  范数的 Retinex 图像增强算法[J]. *计算机工程与科学*, 2020, 42(7): 1244-1252.  
Chen R X, Qiang Z P, Shao X F, et al. A Retinex image enhancement algorithm based on  $L_0$ -norm[J]. *Computer Engineering & Science*, 2020, 42(7): 1244-1252.
- [12] Ji W, Qian Z J, Xu B, et al. A nighttime image enhancement method based on Retinex and guided filter for object recognition of apple harvesting robot [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15(1): 1-12.
- [13] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, 等. 基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法[J]. *北京理工大学学报*, 2016, 36(2): 191-196, 214.  
Liu Z C, Wang D W, Liu Y, et al. Adaptive adjustment algorithm for non-uniform illumination images based on 2D Gamma function[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2016, 36(2): 191-196, 214.
- [14] 张杰, 周浦城, 薛模根. 基于方向性全变分 Retinex 的低照度图像增强[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2018, 30(10): 1943-1953.  
Zhang J, Zhou P C, Xue M G. Low-light image enhancement based on directional total variation Retinex[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(10): 1943-1953.
- [15] 林昌, 周海峰, 陈武. 基于双边滤波的高斯金字塔变换 Retinex 图像增强算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(16): 161019.  
Lin C, Zhou H F, Chen W. Gaussian pyramid transform Retinex image enhancement algorithm based on bilateral filtering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161019.
- [16] 王利娟, 常霞, 张君. 基于 Retinex 的彩色图像增强

- 方法综述[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(6): 13-21.
- Wang L J, Chang X, Zhang J. Survey on color image enhancement methods based on Retinex[J]. Computer Systems & Applications, 2020, 29(6): 13-21.
- [17] 邹沛煜, 张卫东, 史金余, 等. 基于高低频分量融合的水下图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161010.
- Zou P Y, Zhang W D, Shi J Y, et al. Underwater image enhancement algorithm based on fusion of high and low frequency components[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161010.
- [18] 仲伟峰, 袁东雪. 基于低照度的有雾彩色图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161021.
- Zhong W F, Yuan D X. Low-illumination-based enhancement algorithm of color images with fog[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161021.
- [19] 龙鑫, 何国田. 基于多层融合和细节恢复的图像增强方法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(2): 584-587.
- Long X, He G T. Image enhancement method based on multi-layer fusion and detail recovery[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(2): 584-587.
- [20] Li Z, Jia Z H, Yang J, et al. Low illumination video image enhancement[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(4): 1-13.
- [21] 陈永, 郭红光, 艾亚鹏. 基于双域分解的多尺度深度学习单幅图像去雾[J]. 光学学报, 2020, 40(2): 0210003.
- Chen Y, Guo H G, Ai Y P. Single image dehazing of multiscale deep-learning based on dual-domain decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(2): 0210003.
- [22] 张立亚, 郝博南, 孟庆勇, 等. 基于 HSV 空间改进融合 Retinex 算法的井下图像增强方法[J]. 煤炭学报, 2020, 45(S1): 532-540.
- Zhang L Y, Hao B N, Meng Q Y, et al. Method of image enhancement in coal mine based on improved Retinex fusion algorithm in HSV space[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(S1): 532-540.
- [23] Wang D W, Yan W C, Zhu T G, et al. An adaptive correction algorithm for non-uniform illumination panoramic images based on the improved bilateral gamma function[C]//2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), November 29-December 1, 2017, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2017: 17452138.
- [24] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [25] 杨小东, 蔡泽凡. 萤火虫粒子群混合算法[J]. 电子测试, 2018(15): 33-36.
- Yang X D, Cai Z F. The algorithm mixed with firefly algorithm and particle swarm optimization[J]. Electronic Test, 2018(15): 33-36.
- [26] 赵志刚, 曾敏, 莫海森, 等. 协同智能的蝙蝠差分混合算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(2): 402-410.
- Zhao Z G, Zeng M, Mo H M, et al. Cooperatively intelligent hybrid bat and differential evolution algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(2): 402-410.
- [27] Li C L, Liu J H, Liu A Y, et al. Global and adaptive contrast enhancement for low illumination gray images[J]. IEEE Access, 2019, 7: 163395-163411.
- [28] 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.