

# HSV 空间的 RetinexNet 低照度图像增强算法

张红颖\*, 赵晋东

中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300

**摘要** 针对 RetinexNet 低照度图像增强算法中出现的颜色失真、边缘模糊等问题,提出了一种改进的 RetinexNet 算法。首先,利用 HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间模型中各通道相对独立的特性,增强亮度分量;然后,利用相关系数使饱和度分量随亮度分量的变化自适应调整,避免图像色感发生变化;最后,针对增强图像的边缘模糊问题,采用 Laplace 算法对反射率图像进行锐化处理,增强图像的细节表达能力。实验结果表明,本算法可以有效增强图像的细节,保持图像的整体色彩和原始图像一致,提高图像的视觉效果。

**关键词** RetinexNet 算法; 图像增强; HSV 颜色空间; 相关系数

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.201504

## RetinexNet Low Illumination Image Enhancement Algorithm in HSV Space

Zhang Hongying\*, Zhao Jindong

College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

**Abstract** Aiming at the problem of color distortion and edge blur in RetinexNet low illumination image enhancement algorithm, we propose an improved RetinexNet algorithm. First, using the relatively independent characteristics of each channel in the HSV (Hue, Saturation, Value) color space model to enhance the brightness component. Then, the correlation coefficient is used to adaptively adjust the saturation component with the change of the brightness component to avoid changes in image color perception. Finally, aiming at the edge blur problem of the enhanced image, Laplace algorithm is adopted to sharpen the reflectivity image to enhance the ability of detail expression of the image. Experimental results show that the proposed algorithm could effectively enhance the details of the image, keep the overall color of the image consistent with the original image, and improve the visual effect of the image.

**Key words** RetinexNet algorithm; image enhancement; HSV (Hue, Saturation, Value) color space; correlation coefficient

**OCIS codes** 150.1135; 100.2980; 100.2000

## 1 引言

在低光环境下采集图像时,容易造成图像对比度低、细节丢失、噪声污染严重等问题,不利于人眼观察和进一步图像分析<sup>[1]</sup>。为了提高低照度图像的质量,人们提出了多种低照度图像增强算法,以消除低光环境下的不利影响<sup>[2-4]</sup>。与只增强图像某一类特征的传统算法相比,Retinex 算法可对不同类型

的图像进行动态范围压缩,并保持图像颜色恒常,成为该领域内的主要研究方向<sup>[5-7]</sup>。近年来,随着深度神经网络(DNN)的发展,DNN 被广泛应用到图像增强领域,促进了低照度图像增强算法的发展。Lore 等<sup>[8]</sup>提出了一种低光网络(LLNeT)算法,可对低照度图像进行增强和降噪;Li 等<sup>[9]</sup>利用低照度图像和对应正常光图像之间的映射,提出了一种用于弱光照图像增强的卷积神经网络(CNN),但该算法

收稿日期: 2019-12-10; 修回日期: 2020-02-16; 录用日期: 2020-02-25

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1601200)、国家自然科学基金联合基金(U1533203)、中央高校基本科研业务费专项(3122018C004)

\* E-mail: carole\_zhang0716@163.com

的稳定性较差,导致生成图像会过度曝光且充满噪声;Wei等<sup>[10]</sup>提出了一种RetinexNet低照度图像增强算法,该算法以数据驱动方式进行学习,同时引入多尺度级联技术调整光照,以便更好地提升图像亮度。但该算法忽略了低照度图像的颜色信息,且对反射率图像平滑去噪时损失了边缘信息,导致增强后的图像边缘模糊,限制了图像视觉质量的提升。

针对RetinexNet算法存在的问题,本文提出了一种基于HSV(Hue, Saturation, Value)色彩空间改进的RetinexNet算法。通过分析HSV模型,利用各通道之间相对独立的关系,完整保留了低照度图像的色彩信息,改善了增强后图像的颜色失真问题。同时对饱和度进行自适应调整,避免出现色彩偏差,通过锐化算法增强反射率图像的边缘。最后将图像重构并转换为RGB(Red, Green, Blue)空

间,获得最终的增强图像。

## 2 RetinexNet 算法及存在的问题

### 2.1 RetinexNet 图像增强算法

Retinex理论由Land等<sup>[4]</sup>在1971年提出,是一种模拟人眼色彩和亮度感知能力的理论。Retinex算法可从图像中估计出入射光的强度,进而降低入射光对反射光的影响,以增强图像,可表示为

$$S(x, y) = R(x, y) \times I(x, y), \quad (1)$$

式中, $(x, y)$ 为图像像素的坐标, $S(x, y)$ 为原始图像, $R(x, y)$ 为反射率图像, $I(x, y)$ 为入射光图像。

RetinexNet算法是基于Retinex理论和CNN设计的一种低照度图像增强算法,集成了图像分解和连续的图像增强操作,该网络的结构如图1所示,其中ReLU为线性整流函数。

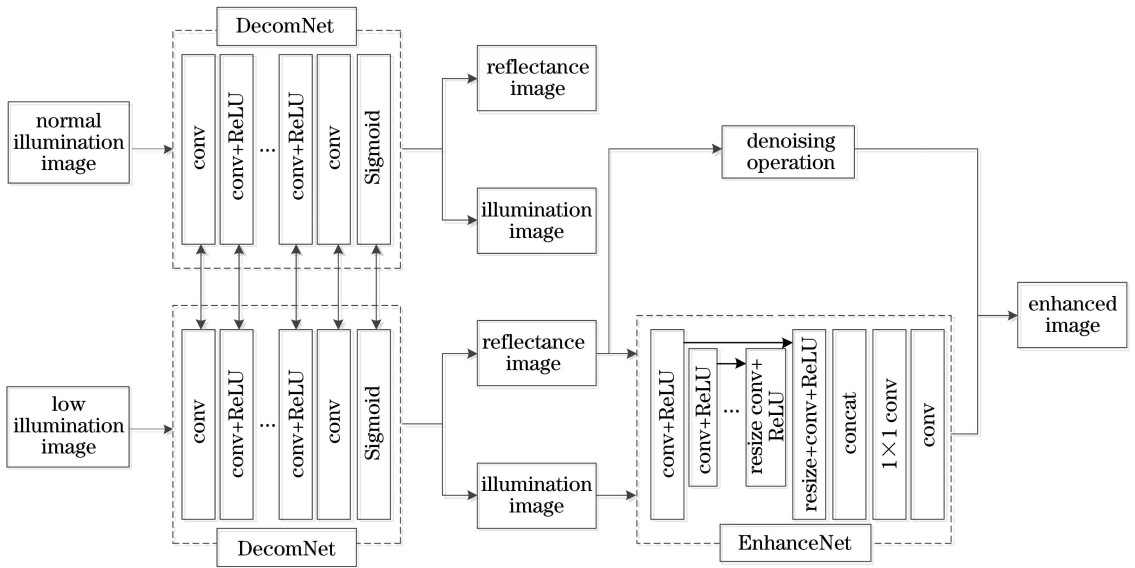


图1 RetinexNet 算法的结构

Fig. 1 Structure of RetinexNet algorithm

RetinexNet算法包括分解、增强、重建三个步骤。在分解步骤中,DecomNet利用低照度图像和正常光图像反射率一致的特点,对低照度图像进行分解,估计入射光图像。在调整步骤中,用EnhanceNet增强入射光图像,EnhanceNet采用编码-解码的整体框架,用多尺度级联方式保持全局光照和上下文信息的一致性,同时对局部光照分布进行重点调整。此外,在低光环境中往往存在大量噪声,因此需对反射率图像进行去噪。最后,通过逐元素乘法对入射光图像和反射率图像进行重建。

### 2.2 RetinexNet 算法的不足

RetinexNet算法增强后的图像会出现颜色失

真现象,原因是原始图像属于RGB空间,RGB空间的三个颜色通道与亮度的相关性较强,图像亮度的改变会引起颜色分量比例发生变化,导致图像色彩失真。此外,Retinex理论假设光照在整个图像内平缓变化,而实际图像中边缘区域光照变化比较强烈,导致边缘区域出现光晕现象。同时增强后的图像会出现边缘模糊问题,原因是算法对反射率图像进行平滑去噪时,损失了细节信息,不能充分提取图像的边缘信息,RetinexNet算法的处理效果如图2所示。

从图2中可以发现,处理后图像较暗的树林区域亮度得到了明显提升,整体轮廓也更明显。但树

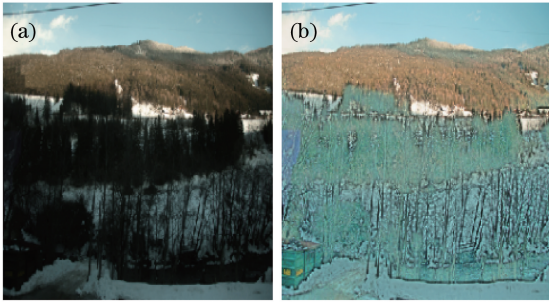


图 2 RetinexNet 算法的增强效果。(a)低照度图像；  
(b)增强后的图像

Fig. 2 Enhancement effect of the RetinexNet algorithm.

(a) Low-light image; (b) enhanced image

林区域出现颜色失真现象,整体颜色较深。此外,树林和白雪以及楼房和白雪的边界区域都出现了光晕现象,且整体图像细节不丰富,树林区域尤为突出。

其中,树枝部分细节信息缺失,树干部分出现了边缘伪影现象,导致成像质量下降。

### 3 改进的 RetinexNet 算法

#### 3.1 算法的基本思想

改进 RetinexNet 算法的基本思想:RGB 空间因三个颜色通道和亮度的相关性较强,改变亮度会导致增强图像出现颜色失真问题。因此,将低照度图像转入 HSV 空间,利用 HSV 空间各通道相对独立的特性增强亮度分量,从而改善颜色失真问题。增强图像亮度会引起图像整体色感产生变化,采用相对系数对饱和度分量进行自适应调整。最后使用锐化算法对反射率图像进行处理,从而增强图像的边缘细节,提高图像视觉效果的同时能更好地识别图像特征,具体流程如图 3 所示。

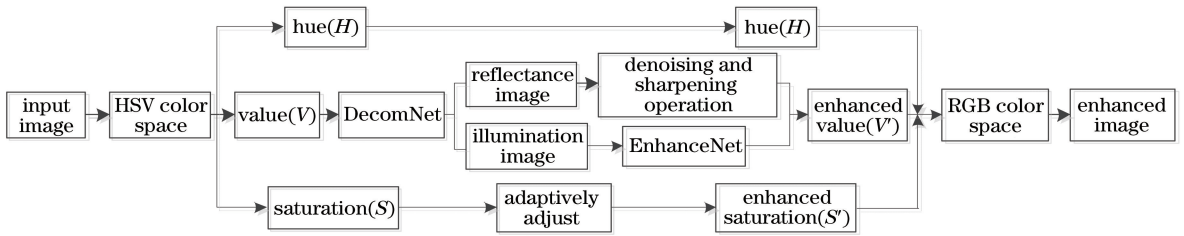


图 3 本算法的流程图

Fig. 3 Flow chart of our algorithm

#### 3.2 基于亮度分量的图像分解

HSV 空间是一种面向视觉感知的色彩模型,其色相分量(H)包含图像的颜色信息,饱和度分量(S)表示颜色接近光谱色的程度,亮度分量(V)

包含图像的光照信息,且各分量相对独立。因此,保持色相分量不变,调整亮度分量就可达到增强图像的目的。RGB 空间向 HSV 空间的转化可表示为

$$\begin{aligned}
 V &= M_{\max} \\
 S &= \begin{cases} 0, & \text{if } M_{\max} = 0 \\ \frac{M_{\max} - N_{\min}}{M_{\max}} = 1 - \frac{N_{\min}}{M_{\max}}, & \text{otherwise} \end{cases} \\
 H' &= \begin{cases} 60 \times \frac{G - B}{M_{\max} - N_{\min}}, & \text{if } S \neq 0 \text{ and } M_{\max} = R \\ 60 \times \left( \frac{B - R}{M_{\max} - N_{\min}} + 2 \right), & \text{if } S \neq 0 \text{ and } M_{\max} = G \\ 60 \times \left( \frac{R - G}{M_{\max} - N_{\min}} + 4 \right), & \text{if } S \neq 0 \text{ and } M_{\max} = B \end{cases} \\
 H &= \begin{cases} H', & \text{if } H' \geq 0 \\ H' + 360, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)
 \end{aligned}$$

式中,H、H'分别为实际色相分量和增强后的色相分量,M<sub>max</sub>、N<sub>min</sub>分别为图像红色分量R、绿色分量G、蓝色分量B的最大值和最小值。

转入 HSV 空间后,图像的亮度分量和色相分量相对独立,对亮度分量进行操作不会影响原色相分量的比例关系,可以更好地保持图像色彩。进行

图像分解时,DecomNet 首先用  $3 \times 3$  的卷积层从  $V$  分量图像中提取特征,以 ReLU 为激活函数;然后采用  $3 \times 3$  卷积层将  $V$  分量图像映射成入射光图像和反射率图像;最后利用 Sigmoid 激活函数进行约束,分解效果如图 4 所示。

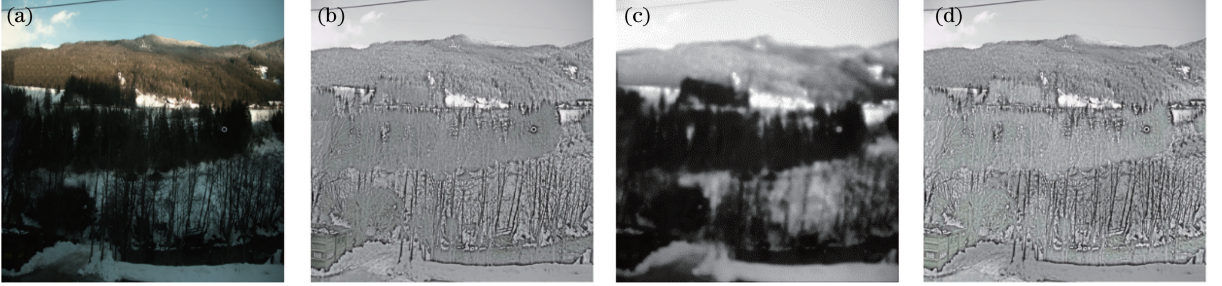


图 4  $V$  分量图像的分解。(a) 低照度图像;(b)  $V$  分量图像;(c)  $V$  分量的入射光图像;(d)  $V$  分量的反射率图像  
Fig. 4 Decomposition of  $V$  component image. (a) Image of low illumination; (b) image of  $V$  component; (c) incident light image of  $V$  component; (d) reflectivity image of  $V$  component

### 3.3 低频分量增强

光照增强网络 EnhanceNet 采用编码-解码结构的总体框架对入射光图像进行增强,通过整体采样获取入射光图像的上下文信息,然后对入射光图像进行连续的下采样得到图像的全局光照分布。利用全局光照分布,上采样块通过逐元素求和从下采样块引入对应的镜像,对局部光照进行调整。上采样块使用的 resize-convolutional 结构,由最近邻插值、步长为 1 的卷积层和 ReLU 组成;下采样块由一个步长为 2 的卷积层和 ReLU 组成。

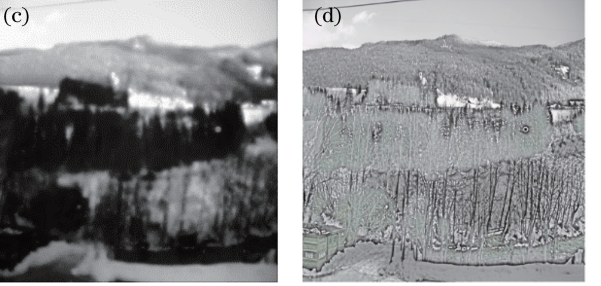
为了从多角度调整光照分布,使用一种多尺度级联方法。用  $M$  个采样块,每个采样块提取  $C$  个通道特征图,通过最近邻插值将这些特征按不同尺度调整到最终尺度,并将所有特征图连接到一个尺寸为  $C \times M$  的通道特征图上。然后,通过  $1 \times 1$  卷积层,将连接后的特征降为  $C$  个通道,采用  $3 \times 3$  卷积层重建局部光照。

### 3.4 高频分量增强

反射率图像包含图像的边缘特征等信息,同时噪声也集中在反射率图像中。RetinexNet 算法对反射率图像进行平滑去噪时,模糊了图像的边缘。为了增强图像的边缘特征信息,采用图像锐化算法对反射率图像进行处理。

常用的图像锐化算法有差分算法<sup>[11]</sup>、Prewitt 算法<sup>[12]</sup>、Sobel 算法<sup>[13]</sup>和 Laplace 算法<sup>[14]</sup>等。其中,Laplace 算法使用 Laplace 算子寻找图像灰度值中二阶微分的过零点检测边缘点,对细节的响应更强,边缘提取效果更好。因此,实验采用 Laplace 算

从图 4 可以发现, $V$  分量的入射光图像可以保留原图像的光照信息;反射率图像可以保留图像的边缘特征信息。由于  $V$  分量和  $H$  分量相互独立,在图像增强过程中可以完整保留原始图像的色彩,有效改善颜色失真现象。



法增强图像边缘。对于二维图像  $f(x, y)$ , Laplace 算法可表示为

$$g(x, y) = f(x, y) + c[\nabla^2 f(x, y)], \quad (3)$$

式中, $\nabla^2 f(x, y)$  为二阶导数, $g(x, y)$  为锐化后的图像, $c$  为常数。

### 3.5 重构图像的色调矫正

图像亮度的改变会引起图像对比度发生变化,导致增强后的图像出现色彩偏差。可利用相对系数对图像的饱和度进行自适应调整,保持图像的对比度,可表示为

$$s'(x, y) = s(x, y) + t[v'(x, y) - v(x, y)] \times \lambda(x, y), \quad (4)$$

其中,

$$\lambda(x, y) = \left[ \sum_{(p,q) \in W} |v(p, q) - \bar{v}_W(x, y)| \times |s(p, q) - \bar{s}_W(x, y)| \right] / \sqrt{\delta_v(x, y) \times \delta_s(x, y)}, \quad (5)$$

$$\bar{v}_W(x, y) = \frac{1}{n \times n} \sum_{(p,q) \in W} v(p, q), \quad (6)$$

$$\bar{s}_W(x, y) = \frac{1}{n \times n} \sum_{(p,q) \in W} s(p, q), \quad (7)$$

$$\delta_v(x, y) = \sum_{(p,q) \in W} [v(p, q) - \bar{v}_W(x, y)]^2, \quad (8)$$

$$\delta_s(x, y) = \sum_{(p,q) \in W} [s(p, q) - \bar{s}_W(x, y)]^2, \quad (9)$$

式中, $v(x, y)$  为原图像对应像素点的亮度, $v'(x, y)$  为增强后像素点的亮度, $s(x, y)$  为原图像对应像素点的饱和度, $s'(x, y)$  为修正后像素点的饱和度, $t$  为比例常数,实验取  $t = 0.4$ ,  $\lambda(x, y)$  为  $v(x, y)$  和

$s(x, y)$  的相关系数,  $n \times n$  为邻域窗口  $W$  的尺寸,  $\bar{v}_w(x, y)$  和  $\bar{s}_w(x, y)$  分别为像素点  $(x, y)$  在邻域窗口  $W$  中的亮度和饱和度均值,  $\delta_v(x, y)$  和  $\delta_s(x, y)$  分别为像素点  $(x, y)$  在邻域窗口  $W$  中的亮度和饱和度方差,  $v(p, q)$  为邻域窗口对应像素点的亮度,  $s(p, q)$  为邻域窗口对应像素点的饱和度。

### 3.6 网络训练

训练样本为计算机视觉领域的 Low-Light (LOL) 数据集<sup>[10]</sup>, LOL 数据集是第一个从真实场景中获取正常光照和低光照图像对的数据集, 包含校园、房子、街道等 500 组场景的低光照和正常光照图像对, 其中, 485 对是训练数据, 15 对是检测数据。从 RAISE 数据集<sup>[15]</sup> 中选取 1000 张原始图像合成低光照图像, 并将光照分量调整为服从  $(0, 1)$  之间的均匀分布, 网络训练了 485 对低光照图像和正常光照图像以及 1000 张合成图像。

利用反向传播算法和随机梯度下降法优化网络损失函数, 得到最优的网络参数, DecomNet 分解网络的损失函数可表示为

$$L_{De} = L_{recon} + \lambda_{ir} L_{ir} + \lambda_{is} L_{is}, \quad (10)$$

式中,  $L_{recon}$  为重构损失,  $L_{ir}$  为反射率损失,  $L_{is}$  为平滑光照损失,  $\lambda_{ir}$  和  $\lambda_{is}$  分别为其对应系数, 用来平衡反射率的一致性和光照平滑度。

重构损失  $L_{recon}$  可表示为

$$L_{recon} = \sum_i \sum_j \lambda_{ij} \| \mathbf{R}_i \times \mathbf{I}_j - \mathbf{S}_j \|_1, \quad (11)$$

式中,  $\| \cdot \|_1$  为范数,  $\lambda_{ij}$  为重构损失系数,  $\mathbf{R}_i$  为第  $i$  张图像的反射率图像,  $\mathbf{I}_j$  为第  $j$  张图像的入射光图像,  $\mathbf{S}_j$  第  $j$  张输入图像。

约束反射率一致性的反射损失  $L_{ir}$  可表示为

$$L_{ir} = \| \mathbf{R}_{low} - \mathbf{R}_{normal} \|_1, \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{R}_{low}$  为低光照图像的反射率图像,  $\mathbf{R}_{normal}$  为正常光照图像的反射率图像。

$L_{is}$  为反射率图像梯度加权的总变分最小化模型, 可表示为

$$L_{is} = \sum_i \| \nabla \mathbf{I}_i \times \exp(-\lambda_g \nabla \mathbf{R}_i) \|, \quad (13)$$

式中,  $\nabla \mathbf{I}_i$  为第  $i$  张入射光图像  $\nabla h$  (水平) 和  $\nabla v$  (垂直) 方向的梯度,  $\lambda_g$  为平衡系数,  $\nabla \mathbf{R}_i$  为第  $i$  张反射率图像  $\nabla h$  (水平) 和  $\nabla v$  (垂直) 方向的梯度。

EnhanceNet 的损失函数  $L_{En}$  可表示为

$$L_{En} = L_{recon} + L_{is}. \quad (14)$$

## 4 实验验证及结果分析

为验证本算法的效果, 取 3 组低照度图像进行实验, 选择具有代表性的直方图均衡化 (HE) 算法<sup>[16]</sup>、带颜色恢复的多尺度 Retinex (MSRCR) 算法<sup>[17]</sup>、低照度图像增强 (LIME) 算法<sup>[18]</sup>、RetinexNet 算法为对比算法, 从主观视觉效果和客观质量评价两个方面进行验证分析。

### 4.1 主观评价

图 5 为不同算法处理低照度图像的结果, 从

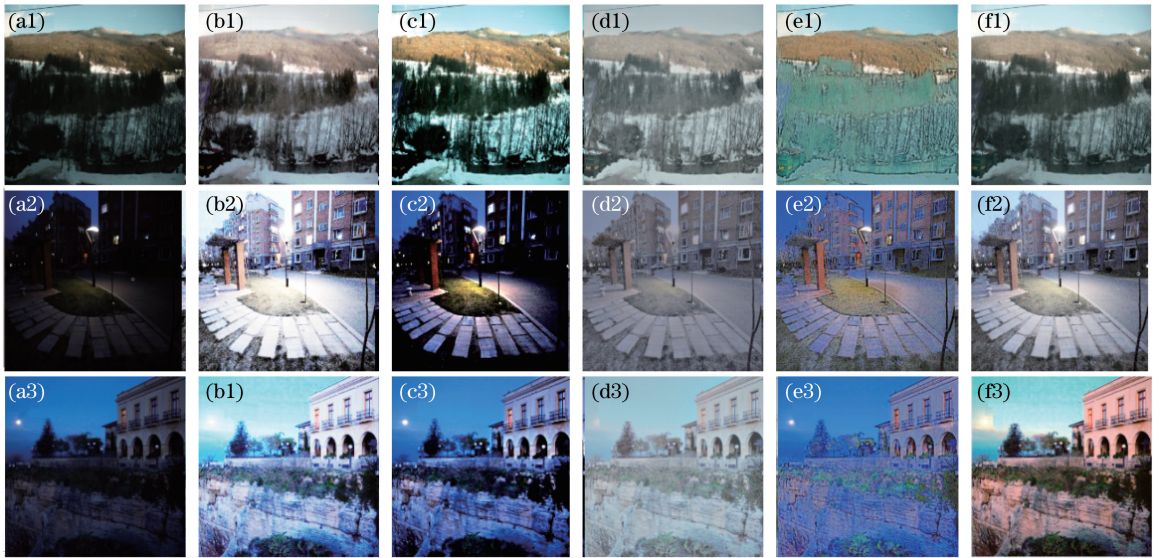


图 5 不同算法的增强效果。(a) 原始图像; (b) HE 算法; (c) LIME 算法; (d) MSRCR 算法; (e) RetinexNet 算法; (f) 本算法  
Fig. 5 Enhancement effect of different algorithms. (a) Original image; (b) HE algorithm; (c) LIME algorithm; (d) MSRCR algorithm; (e) RetinexNet algorithm; (f) our algorithm

图 5(b)中可以看出,HE 算法的结果整体亮度提升较高,但在第 1 组和第 2 组图像中出现了过增强现象,且第 1 组和第 3 组图像中出现了颜色偏差问题;从图 5(c)中可以看出,LIME 算法对图像较暗区域的亮度提升能力较弱,图像整体偏暗,且丢失了图像的细节信息;而 MSRCR 算法处理过的图 5(d)整体偏灰色,图像清晰度过低,且没有体现原图像的色彩信息;从图 5(e)中可以看出,RetinexNet 算法对较暗区域的亮度有一定的增强,但 3 组图像均出现了严重的颜色失真现象,且边缘提取效果欠佳,成像效果较差;从图 5(f)中可以看出,本算法能更均衡地提升图像的整体亮度,从而保持图像细节、色彩,更

符合计算机视觉的要求。

为进一步呈现算法的效果,对第 1 组图像的局部放大图进行对比,如图 6 所示。可以发现,LIME 算法和 HE 算法对图像局部的增强效果有限,处理后的局部图像亮度偏低,不能体现图像的颜色和细节信息;MSR 算法和 RetinexNet 算法处理的图像中,更多体现了楼房的边缘特征,但图 6(d)的颜色过于灰化,对比度较低;图 6(e)在楼房和雪地间出现了边缘伪影,且楼房整体颜色有严重的偏差;而本算法处理的图像,最大程度地保留了楼房的轮廓和细节,很好地恢复了图像的色彩饱和度,视觉效果较好。

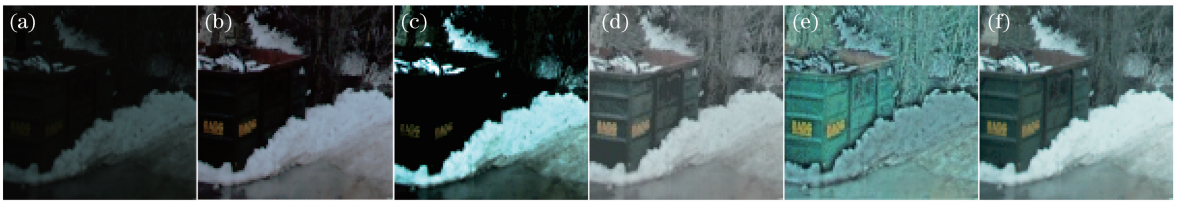


图 6 不同算法的局部放大图。(a)原始图像;(b) HE 算法;(c) LIME 算法;(d) MSRCR 算法;(e) RetinexNet 算法;(f)本算法

Fig. 6 Enlarged view of partial pairs of different algorithms. (a) Original image; (b) HE algorithm; (c) LIME algorithm; (d) MSRCR algorithm; (e) RetinexNet algorithm; (f) our algorithm

## 4.2 客观评价

为客观反映算法的增强效果,采用灰度均值(GM)、信息熵(Entropy)、平均梯度(AG)、局部标准差平均值(ALSD)对增强图像进行客观评价。

灰度均值反映了图像的亮度信息,GM 越大,亮度越大,可表示为

$$X_{GM} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N P_{x,y}(t), \quad (15)$$

式中, $M \times N$  为图像的尺寸, $P_{x,y}(t)$  为  $(x,y)$  处的灰度值。

信息熵反映了图像信息量的大小,信息熵越大,表明图像信息越丰富,算法增强效果越好,可表示为

$$X_{Entropy} = - \sum_{i=1}^Q p(x_i) \lg p(x_i), \quad (16)$$

式中, $p(x_i)$  为像素值为  $x_i$  的概率, $Q$  为图像像素的总个数。

平均梯度反映了图像的清晰度,平均梯度越大,表明图像层次越多、越清晰,可表示为

$$X_{AG} = \frac{1}{2M} \sum_{\alpha=x}^Q \sum_{\beta=1}^Q \nabla_{\beta}^{\alpha}, \quad (17)$$

式中, $\nabla_{\beta}^{\alpha}$  为沿  $\alpha$  方向( $x$  为水平方向、 $y$  为垂直方向)

上的梯度图像在  $\beta$  处的梯度值。

ALSD 首先将图像进行分块,取分块图像的标准差平均值作为图像对比度的评价指标,可表示为

$$X_{ALSD} = \frac{1}{K} \sum_{m=1}^K \left( \sqrt{\frac{1}{25 \times 25} \sum_n^{25 \times 25} (I_n^m - \bar{I}^m)^2} \right), \quad (18)$$

$$\bar{I}^m = \frac{1}{25 \times 25} \sum_n^{25 \times 25} I_n^m, \quad (19)$$

式中, $K$  为将原图像分成的块数, $I_n^m$  为第  $m$  个分块上第  $n$  个位置上的像素值, $\bar{I}^m$  为  $m$  个分块的平均像素值, $25 \times 25$  为图像的分块尺寸。不同算法的客观评价指标结果如表 1 所示。

从表 1 可以发现,本算法在各项指标中的得分均较高,仅在灰度均值指标中低于 HE 算法,原因是 HE 算法的结果存在明显过增强现象。而在主观评价中,本算法得到的图像整体亮度提升更加均衡。同时,相比 RetinexNet 算法,本算法的各项客观指标均有显著提高。这表明经本算法处理后,图像更清晰、细节信息更丰富,与主观评价结果一致,证明了本算法的有效性。

表1 不同算法的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of different algorithms

Test image	Evaluation index	Algorithm				
		HE	LIME	MSRCR	RetinexNet	Ours
1st	ALSD	72.535	65.074	42.701	41.055	<b>88.301</b>
	AG	12.104	8.916	10.334	18.974	<b>20.795</b>
	Entropy	7.532	7.235	7.254	7.516	<b>8.104</b>
	GM	<b>145.965</b>	127.080	117.957	121.294	128.981
2ed	ALSD	63.952	56.732	29.187	35.558	<b>74.090</b>
	AG	14.385	10.452	7.963	11.380	<b>16.674</b>
	Entropy	5.232	5.097	6.601	6.897	<b>7.482</b>
	GM	<b>134.702</b>	51.015	114.187	107.925	127.520
3rd	ALSD	70.865	65.130	32.349	36.462	<b>71.641</b>
	AG	16.140	19.658	10.413	16.575	<b>21.717</b>
	Entropy	5.945	7.172	6.923	7.368	<b>7.778</b>
	GM	<b>134.082</b>	100.814	124.491	112.021	126.477

## 5 结 论

针对 RetinexNet 低照度图像增强算法存在的颜色失真、边缘模糊等问题,将低照度图像转换到 HSV 颜色空间,基于一种端到端的思想学习低照度图像和理想图像亮度分量之间的映射关系,得到增强的亮度分量;采用相关系数对饱和度分量进行自适应调整,最后采用 Laplace 算法对图像边缘进行增强。实验结果表明,本算法能有效提高低照度图像的亮度,使亮度分布更均匀,同时可增强图像细节,避免了颜色失真,使图像的视觉效果更好;在客观评价上,本算法也能获得更好的指标,今后还需继续优化网络模型,进一步提高黑暗区域的亮度。

## 参 考 文 献

- [1] Wang H, Zhang Y, Shen H H, et al. Review of image enhancement algorithms[J]. Chinese Journal of Optics, 2017, 10(4): 438-448.  
王浩, 张叶, 沈宏海, 等. 图像增强算法综述[J]. 中国光学, 2017, 10(4): 438-448.
- [2] 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.
- [3] Song R X, Li D, Yu J D. Low illumination image enhancement algorithm based on DT-CWT and tone mapping[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(7): 1305-1312.

宋瑞霞, 李达, 余建德. DT-CWT 和色调映射相结合的低照度图像增强算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(7): 1305-1312.

- [4] Land E H, McCann J J. Lightness and Retinex theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1-11.
- [5] Yang M, Tan Z F, Cai L, et al. Illumination compensation for face images based on anisotropic Retinex [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 121007.  
杨梅, 谭泽富, 蔡黎, 等. 基于各向异性 Retinex 的人脸图像光照补偿[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 121007.
- [6] Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A variational framework for Retinex[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 7-23.
- [7] Wang Y F, Wang H Y, Yin C L, et al. Biologically inspired image enhancement based on Retinex [J]. Neurocomputing, 2016, 177: 373-384.
- [8] 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.
- [9] Li C Y, Guo J C, Porikli F, et al. LightenNet: a convolutional neural network for weakly illuminated image enhancement[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 104: 15-22.
- [10] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep Retinex decomposition for low-light enhancement [EB/OL]. [2019-12-10]. <https://arxiv.org/abs/1808.04560>.
- [11] Bevington J, Mersereau R. Differential operator based edge and line detection[C]//ICASSP'87. IEEE International Conference on Acoustics, April 6-9,

- 1987, Dallas, TX, USA. New York: IEEE, 1987: 249-252.
- [12] Yang L, Wu X Y, Zhao D W, et al. An improved prewitt algorithm for edge detection based on noised image[C]//2011 4th International Congress on Image and Signal Processing, October 15-17, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE, 2011: 1197-1200.
- [13] Zhang Y, Han X Y, Zhang H, et al. Edge detection algorithm of image fusion based on improved Sobel operator[C]//2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), October 3-5, 2017, Chongqing, China. New York: IEEE, 2017: 457-461.
- [14] Karami F, Sadik K, Ziad L. A variable exponent nonlocal  $p(x)$ : Laplacian equation for image restoration [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2018, 75(2): 534-546.
- [15] Dang-Nguyen D T, Pasquini C, Conotter V, et al. RAISE: a raw images dataset for digital image forensics [C] // Proceedings of the 6th ACM Multimedia Systems Conference on-MMSys' 15, March 18-20, 2015, Portland, Oregon, USA. New York: ACM, 2015: 219-224.
- [16] Ooi C H, Mat Isa N A. Adaptive contrast enhancement methods with brightness preserving[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(4): 2543-2551.
- [17] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1997, 6(7): 965-976.
- [18] 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.