[文章编号] 1003－4684(2026)01-0062-07

引入自适应伽马校正的非锐化掩蔽弱光图像增强

靳华中，吴少珂

（湖北工业大学计算机学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对弱光图像存在对比度低、含有噪声以及图像模糊等问题，提出了引入自适应 Gamma 校正的非锐化掩蔽弱光图像增强算法。首先，将图像空间转换到 HSV 颜色空间，在 V 分量上分别采用三个不同的高斯核函数进行低通滤波。在不同尺度上，引入自适应 Gamma 校正获得亮度增强的高频分量，并将该结果与初始 V 分量进行差分和融合操作，得到非锐化掩蔽图像。接着，采用限制对比度的自适应直方图均衡化方法进一步增强亮度级的对比度。最后，将 HSV 空间转换至 RGB 图像空间。借助 DICM 数据集，该方法在测试图像上的平均峰值信噪比提升至23.99 dB，结构相似性提升至 0.87。实验结果表明，该方法能够有效提高图像对比度和抑制噪声，且保留图像细节信息。

[关键词] 弱光图像增强；非锐化掩蔽；自适应伽马校正；直方图均衡化；HSV 颜色空间

[中图分类号] TP391.41 [文献标识码] A

弱光图像是指在光线不足或光源有限的条件下所获得的图像，较显著的特点是图像亮度和对比度低、细节辨识度差、噪点增加和色彩失真等。弱光图像增强是计算机视觉领域中的一项底层视觉任务，近年来获得了广泛的关注，其目的是通过图像处理手段调整弱光或暗光图像的像素分布，提升图像亮度和对比度，增强图像细节的可见度，抑制噪声以及校正出现的色彩偏差问题等，使其拥有正常的光照视觉效果。弱光图像增强技术在安防、医疗、航空等领域有着广泛的应用前景。

目前，比较有效的弱光图像增强方法包括基于域处理、基于 Retinex 理论和 Gamma 校正方法等[1]。基于域处理的图像增强算法又包括空域和频域方法。直方图均衡化是使用最普遍的空域方法，通过均衡像素的灰度空间分布进行图像增强[2]。由于它无法保证整个图像区域都得到增强，因此出现了大量改进的直方图均衡化算法[3-5]。基于频域的图像增强方法有高通滤波、低通滤波和同态滤波。当场景中的光照不足时会引起具体细节在图像上的缺失，带来对比度下降。为了使图像的照度更加均匀，应增加高频分量，减少低频分量。高通滤波可以增强图像的细节信息，但会放大弱光图像的噪声[6]；低通滤波能够降低噪声，但也会模糊图像的高频细节[7]；同态滤波将图像分解为高频和低频部分，分别处理后再将它们合并起来。虽然同态滤波可以纠正图像的非均匀光照，但是计算复杂且难以选择合适的参数[8]-[9]。

Retinex 算法理论基础是光学三原色理论和颜色恒常性，通过模拟大脑皮层处理场景信息一样消除光照带来的问题[10]。Retinex 算法有中心环绕、随机路径、变分、金字塔迭代等方法。其中，中心围绕算法影响力最大，其思想是像素的亮度值通过邻域像素值加权进行估计，权值由中心围绕函数计算确定。在基于高斯核计算的中心围绕 Retinex 算法中，由于单一尺度的 Retinex 算法无法兼顾动态范围压缩和色调恢复，Jobson 等研究者提出多尺度 Retinex 算法[11]。其主要思想是将不同尺度下的增强结果进行线性组合，充分考虑图像的局部信息和整体信息。Retinex 算法使用高斯尺度算子来估计光照图像，虽然计算速度快，但也存在强光阴影过渡区容易出现光晕现象、色彩保持能力较弱等缺点。相较于 RGB 颜色空间，HSV 颜色空间更贴近人类对颜色的感知方式[12]。在 HSV 颜色空间中，颜色信息与亮度信息是分离的，使得亮度调整更为灵活。唐超将多尺度 Retinex 分解用于 HSV 颜色空间[13]，对弱光图像的亮度和对比度均实现了较大提升，但是最终的图像中仍包含噪声。

Gamma 校正方法是一种非线性变换，对图像

[收稿日期] 2023－10－07

[基金项目] 大学生创新创业训练计划项目(S201910500074)

[第一作者] 靳华中(1973－)，男，湖北洪湖人，湖北工业大学副教授，研究方向为计算机视觉。

[通信作者] 吴少珂(1998－)，男，河北邢台人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为计算机视觉。

灰度值进行指数变换，进而校正亮度偏差。Gamma 校正函数表达式为 $S=Cr^{\gamma}$，改变参数 γ 实现动态扩大或压缩灰度值范围。若改变 Gamma 校正参数 γ，对明暗分布不均的区域容易造成过度增强的现象。为此，Huang S C 等用补偿累积函数来代替 γ 系数从而实现 Gamma 自适应校正和加权分布自适应性[14]。为了提升图像增强时的细节清晰度，罗国强等将多尺度滤波与 Gamma 变换相结合[15]，提升图像亮度的同时较好地保留边缘信息，但是它降低了图像色彩饱和度。Shubhi 等将非锐化掩蔽与直方图均衡化相结合用于图像增强[16]。孙星星等提出了一种基于 USM 的 Retinex 改进算法[17]。USM 方法较好地保留了图像细节信息，但是无法显著提升图像的亮度。

综上所述，传统线性和非线性方法只能增强图像某一类信息，无法在增强图像对比度和抑制噪声的同时，保留图像细节信息。针对上述问题，本文提出一种引入自适应 Gamma 校正的非锐化掩蔽图像增强算法。其基本思想为：1）利用不同的高斯核函数进行低通滤波，抑制噪声；2）在图像的非锐化掩蔽处理时，引入自适应 Gamma 校正获得细节清晰与亮度增强的图像；3）利用限制对比度的自适应直方图均衡化方法增强图像的对比度。实验结果表明，本文方法对弱光图像和高动态范围图像的清晰度和细节具有显著的增强效果，有效地保持色彩保真性，并抑制噪声和伪影。

1　相关工作

1.1　非锐化掩蔽方法

非锐化掩蔽（unsharp masking，USM）方法用于提高图像的清晰度和边缘细节。通过增强图像的高频成分来突出图像的边缘和细节信息。该方法首先对原始图像进行高斯模糊处理得到低频分量，然后用原始图像与低频分量差分得到对应的高频分量。最后，将高频部分与原始图像进行加权求和。它通过调整增强系数以及高斯核的大小以实现不同程度的增强效果。非锐化掩蔽方法的数学公式如下：

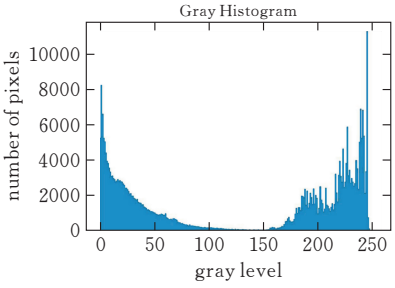
$$I_{\mathrm{blur}}=G*I \tag{1}$$

$$I_{\mathrm{usm}}=I+k*(I-I_{\mathrm{blur}}) \tag{2}$$

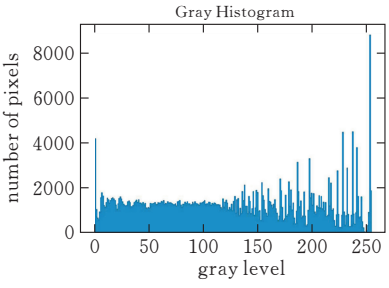
I_{blur}为原始图像 I 高斯滤波后的图像，I_{usm}为锐化后的图像。k 是增强调节参数，k 值越大，图像锐化程度越高。G 代表高斯核，高斯核的大小决定图像的平滑效果，即图像模糊程度。通常噪声属于高频率部分，高斯滤波器平滑处理后降低噪声的影响，保留图像的低频成分。为了提高图像的清晰度和边缘细节，需要通过公式（2）处理原始图像，处理后的图像保留了原始图像的颜色和细节。



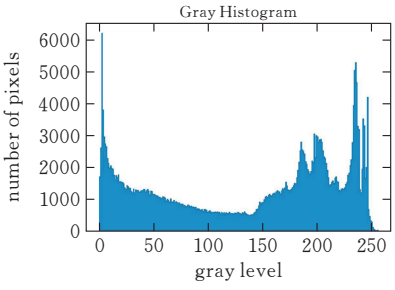
（a）原始图像 V 分量



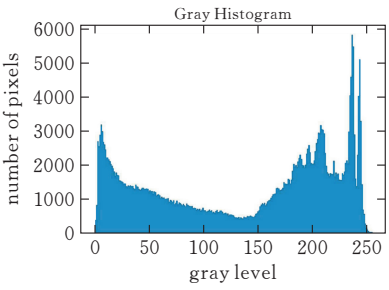
（b）原始图像直方图



（c）HE 算法



（d）AHE 算法



（e）CLAHE 算法

图 1　不同直方图均衡化方法的灰度级分布比较

1.2　直方图均衡化

直方图均衡化（histogram equalization，HE）使得图像的灰度分布更加均匀，可以有效增强图像对比度，从而改善视觉效果。但是，使用整幅图像的像

素分布进行均衡化，无法适应图像中不同区域的亮度差异。自适应直方图均衡化(adaptive histogram equalization，AHE)通过计算图像多个局部区域的直方图，并重新分布亮度，以此改变图像对比度。但是自适应直方图均衡化存在区域之间的不连续和过度增强等问题。限制对比度的自适应直方图均衡化方法(contrast limited adaptive histogram equalization，CLAHE)通过设定阈值，对直方图中超过阈值的灰度级进行裁剪，将超出部分平均分配到各个灰度级，从而使得映射函数的结果变得比较平缓。该方法可以有效改善图像的对比度，同时避免了过度增强和不连续的问题。

2 本文算法

为了增强弱光图像对比度，保留清晰和丰富的细节信息，本文提出一种新的图像增强方法。在HSV 图像空间中，利用不同的高斯核函数对 V 分量进行低通滤波，抑制噪声；引入自适应 Gamma 校正的非锐化掩蔽方法用于亮度提升和细节增强；限制对比度的自适应直方图均衡化进一步提升图像的对比度。本文算法的整体框架如图 2 所示。

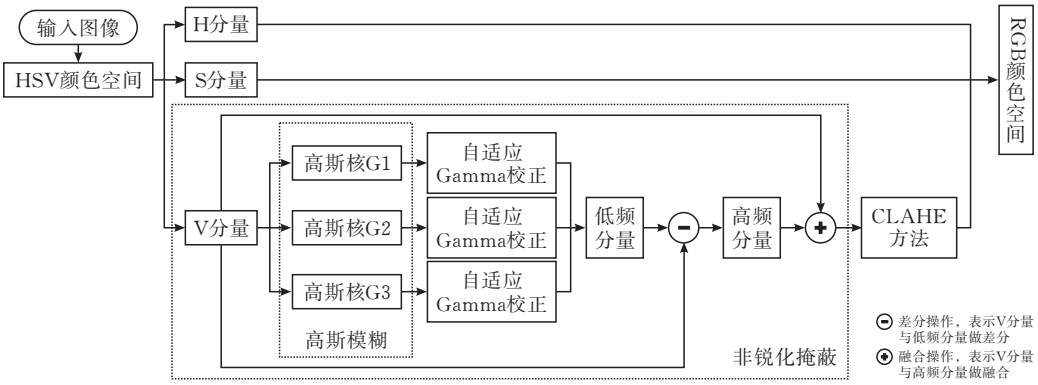


图 2 本文算法框架

2.1 自适应 Gamma 校正

伽马校正原理是通过对图像的像素值进行指数变换来调整图像的亮度和对比度。本文利用 Gamma 校正来降低图像的亮度。其数学公式为：

$$S = C \times r^{\gamma} \tag{3}$$

其中，S 表示输出图像，r 表示输入图像，γ 为伽马值。C 为常数，用于控制输出图像的整体亮度，一般取 1。理想的伽马函数变换图像时，让较暗的图像区域亮度更大，而较亮的图像区域亮度调整较小。目的在提升弱光图像亮度的同时，防止曝光过度。弱光图像的不同区域明暗程度分布不同，为了让伽马校正根据像素值的不同动态调整图像亮度，需要找到合适的 γ 参数。

假设 X 为图像像素值归一化后的平均值，自适应 Gamma 校正降亮的 γ 参数由如下公式得到：

$$X^{\frac{1}{\gamma}} = \frac{1}{2} \tag{4}$$

$$\gamma = \frac{\lg X}{\lg \frac{1}{2}} \tag{5}$$

自适应 Gamma 校正根据图像的局部特征来自动调整 Gamma 值，在 Gamma 校正中，γ 指数越小，对于图像像素值的拉伸程度越高，图像增强的效果越明显。因此，对于不同的像素值应用自适应 Gamma 值进行幂次运算，以实现自适应的亮度调整。

2.2 引入自适应 Gamma 校正的非锐化掩蔽

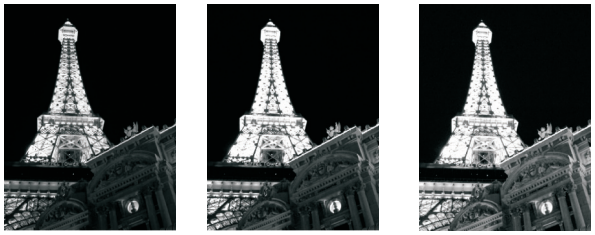
非锐化掩蔽方法只是对细节信息进行增强，但不会对图像的亮度进行有效增强。本文方法在传统非锐化掩蔽方法的基础上引入了自适应 Gamma 降亮。非锐化掩蔽过程中，低频分量与高频分量的亮度值呈负相关，而最终结果的亮度值与高频分量呈正相关。由此，借助 Gamma 校正来降低低频分量的亮度值，从而增强高频分量的亮度。

对于明度分量 V，使用多尺度低通高斯滤波和自适应 Gamma 增强相结合的方法，用 G_1、G_2、G_3 三个不同的高斯核对图像进行模糊化处理，多级平滑的低频分量对应着细节更加丰富的高频分量。对于不同大小的图像，高斯核采用不同的尺度(公式(6))。尺度较小的高斯核可以去除较高频率的噪声和细节信息，尺度较大的可以去除较低频率的噪声和细节信息。只使用低尺度和高尺度可能会导致图像增强效果过于局部或过于全局，引入中间尺度可以平滑图像的细节和整体结构，在过渡和平滑方面起着重要作用。本文分别使用目标图像宽度的 0.01、0.02、0.03倍作为三个高斯核的尺寸，得到三个低频分量，并且对每一个低频分量进行 Gamma 校正降亮。引入自适应 Gamma 校正的非锐化掩蔽方法的数学公式如下：

$$G_i = \frac{i * w}{100} \tag{6}$$

$$I_{en} = I + k * \left(I - \sum_{i=1}^{3} \left(\omega_i * (G_i * I)^{\frac{\lg x}{\lg \frac{1}{2}}} \right) \right) \tag{7}$$

I_{en}为增强后的图像；I 为原始输入图像；k 为增强系数，在本文中取 0.5；ω_i 为权重值；G_i 为尺度不同的高斯核；x 为图像的平均像素值；w_i 为输入图像的宽度；i 代表 3 个尺度，分别取 1、2、3。



(a)原始V分量　(b)引入自适应伽马校正的非锐化掩蔽处理　(c)进一步CLAHE处理

图 3　用 Gamma 校正降亮以及非锐化掩蔽处理前后的 V 分量对比

图 3 可见，在经过多尺度非锐化掩蔽与 Gamma 校正降亮方法处理后，图像的亮度得到增强，同时细节也更加清晰。原始 V 分量与高频分量相融合，增强了图像的高频细节信息，低频噪声被抑制。另一方面，自适应 Gamma 校正降低了低频分量的亮度，也降低了低频噪声的可见性。为了进一步提高图像的对比度，使用限制对比度的自适应直方图均衡化对上述方法处理后的图像进行对比度拉伸。使用 CLAHE 处理后的图像增强效果，如图 3c 所示。

3　实验结果与分析

实验环境为 Win10 系统，处理器为 i7-6700HQ，GPU 为 Nvidia GeForce GTX 965M，内存 16 GB。在弱光条件下，从主观和客观方面对所提方法的图像增强效果进行评价。在客观评价方面，为了验证图像的增强效果，本文选取弱光图像数据集 LDR_TEST_IMAGES_DICM 以及 LOL-v2 作为实验对象，DICM 数据集共有 64 张图像，包含自然风景、城市景观、室内场景和人工场景等要素。LOL-v2 数据集包含 689 张弱光图像。评价指标采用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio，PSNR)、结构相似性(structural similarity，SSIM)和信息熵(entropy)。对比算法选取主流的图像增强方法 AGCWD、CLAHE、文献[13]算法、DONG[18]，以及基于神经网络的 Zero-DCE[19]、SCI 算法[20]。为了评价不同增强算法的实验效果，本文分别选取弱光环境的建筑、室内、室外、人像和局部阴影五个场景图像，其实验效果如图 4 所示。

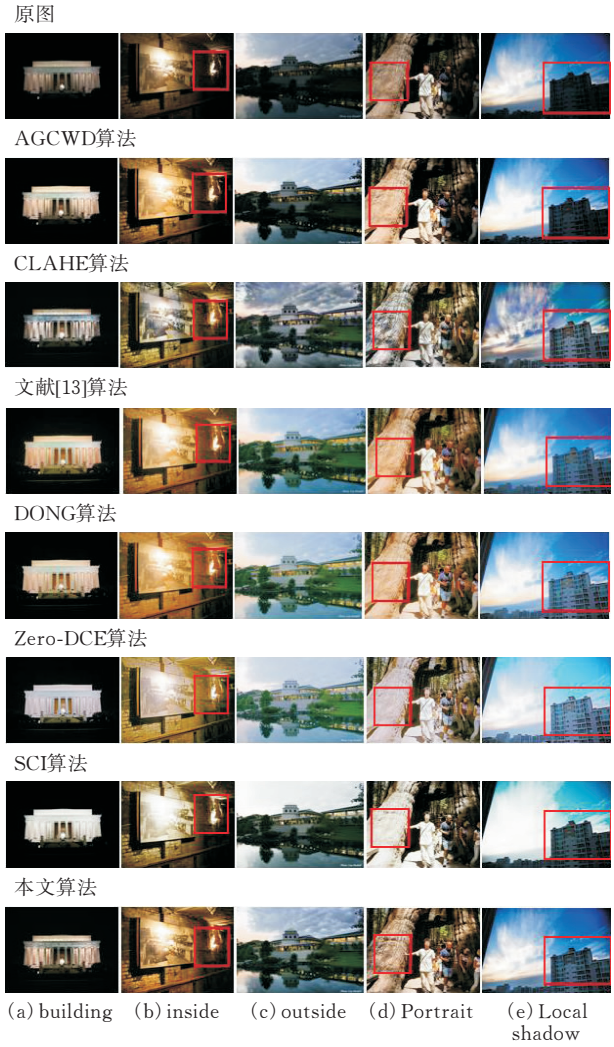


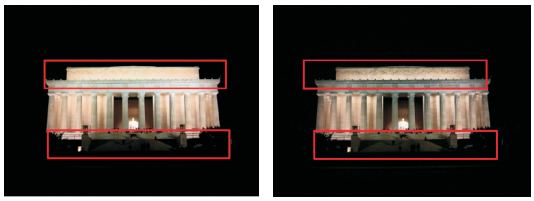
图 4　不同图像增强方法结果对比

3.1　主观评价

本文方法与几种对比方法的图像增强结果如图 4 所示，图 4a-e 分别表示建筑、室内、室外、人像、局部阴影五种不同情况下的弱光图像，每一行是不同图像增强方法的处理结果。由图 4b 与图 4e 的红框部分可以看出 AGCWD 算法对图像的亮度提升较低。由图 4d 可以看出 CLAHE 算法的处理结果发生了明显的色彩畸变。文献[13]算法对于亮度提升具有良好的表现，但是图像中包含较多噪声。DONG 算法对于弱光图像的亮度提升具有较好的表现，但是由图 4b 的红框部分可以看出此方法略有过度增强现象。两种神经网络方法均明显的改善了图像的对比度，但是由图 4b、图 4d、图 4e 三幅图像中的红框部分可以看出 Zero-DCE 算法存在过度增强的现象，SCI 算法对于亮度较低的区域没有达到理想的增强效果，并且亮度较高的区域出现了过度增强现象。本文算法在保持图像原有色彩的前提下实现了有效的亮度提升和对比度提升，且未出现过度增强现象。

由图 5 可见，经过 AGCWD 算法处理后的图像

在细节方面表现得不够清晰。而本文方法在增强图像后,对于细节的保留更为完整。在处理较暗部分时,本文方法的增强效果也比 AGCWD 方法更为显著。



(a) ACGWD算法 (b)本文算法

图 5 增强结果细节对比

3.2 客观评价

本文使用 PSNR、SSIM 和 Entropy 客观评价指标来评估图像增强算法的效果。PSNR 是一种衡量图像重建质量的指标,它通过计算原始图像与重建图像之间的峰值信噪比来评估它们之间的差异。PSNR 的数值越高,表示重建图像与原始图像之间的差异越小,图像质量越好。

SSIM 是一种衡量图像结构相似性的指标,也可以用于衡量图像的失真程度,它考虑了亮度、对比度和结构三个方面的信息。SSIM 通过比较原始图像和重建图像之间的亮度、对比度和结构相似性来评估它们之间的相似程度。SSIM 的数值范围在 0 到 1 之间,数值越接近 1 表示重建图像与原始图像之间的相似程度越高,图像质量越好。

Entropy 是一种衡量图像信息量的指标,用于评估图像的细节复杂度或信息丰富程度。熵的数值越高,表示图像中的信息量越大,图像越复杂。当图像像素值分布均匀时,熵值较高,表示图像具有更多的细节信息。相反,当图像像素值集中分布在一个或几个灰度级别附近时,熵值较低,表示图像较为简单或信息较少。

使用 DICM 数据集图像对本文算法以及对比方法进行测试,实验结果见表 1—3。与当前主流算法比较,本文算法在峰值信噪比和结构相似性方面表现最佳,分别比 AGCWD 算法高出 6.69 dB 和 0.05;在信息熵方面,本文算法略低于 CLAHE 算法。可见,本文算法在保持图像原有色彩和对比度增强方面效果出色,并且对于各种弱光场景下的图像都有良好的增强效果。

表 1 本文算法以及对比算法的 PSNR 评估结果

测试图像	AGCWD	CLAHE	文献[13]	DONG	SCI	Zero-DCE	本文算法
Building	16.84	20.24	20.46	16.55	15.17	15.48	22.18
Indoor	15.06	14.95	16.85	12.98	13.31	11.13	20.63
Outdoor	16.55	15.50	18.36	11.91	12.40	10.37	23.18
Portrait	15.73	14.84	18.19	12.59	12.01	11.11	21.65
Local shadow	20.11	15.93	21.60	14.21	12.23	10.70	29.90
Normal light	20.84	16.85	25.06	13.49	11.99	12.10	27.72
平均值	17.52	16.39	20.09	13.62	12.85	11.82	24.21

表 2 本文算法以及对比算法的 SSIM 评估结果

测试图像	AGCWD	CLAHE	文献[13]	DONG	SCI	Zero-DCE	本文算法
Building	0.68	0.34	0.48	0.53	0.87	0.39	0.69
Indoor	0.72	0.46	0.51	0.47	0.62	0.36	0.84
Outdoor	0.85	0.57	0.54	0.53	0.68	0.49	0.90
Portrait	0.81	0.53	0.57	0.48	0.64	0.44	0.88
Local shadow	0.91	0.58	0.72	0.68	0.70	0.59	0.94
Normal light	0.93	0.73	0.88	0.77	0.71	0.74	0.95
平均值	0.82	0.54	0.62	0.57	0.70	0.50	0.87

表 3 本文算法以及对比算法的 Entropy 评估结果

测试图像	AGCWD	CLAHE	文献[13]	DONG	SCI	Zero-DCE	本文算法
Building	5.14	5.47	4.68	5.36	3.87	5.75	4.49
Indoor	7.56	7.76	7.73	7.77	7.48	7.80	7.57
Outdoor	7.53	7.75	7.74	7.60	7.26	7.49	7.60
Portrait	7.59	7.87	7.73	7.89	7.46	7.87	7.66
Local shadow	7.42	7.70	7.66	7.32	7.18	6.63	7.84
Normal light	7.25	7.82	7.40	6.46	6.68	6.59	7.77
平均值	7.08	7.39	7.16	7.07	6.66	7.02	7.16

为了说明本文方法中不同模块的作用差异，本文进行了消融实验，其结果如表 4 所示。该表展示了在本方法中添加不同模块时各种评价指标的对比情况。其中，(unsharp masking with adaptive gamma correction，USMAGC)表示仅采用非锐化掩蔽和多尺度自适应 Gamma 校正的结果，而 USMAGC + CLAHE 表示在此基础上结合了限制对比度的自适应直方图均衡化的结果。表 4 中的 4 个指标均为整个数据集的平均值。从表中可以看出，仅使用 USMAGC 方法时，峰值信噪比和结构相似性均取得了较高的结果。而当同时使用 USMAGC 与 CLAHE 时，信息熵进一步提升了 0.285bit。此时的峰值信噪比和结构相似性均高于仅采用 CLAHE 方法的情况。

表 4　消融实验评价指标对比

	USMAGC + CLAHE	USMAGC	CLAHE
Entropy	7.084	6.799	7.360
PSNR	24.938	30.564	19.178
SSIM	0.871	0.949	0.692
MSE	301.957	100.737	950.275

为了进一步验证本文方法的有效性，使用数据集 LOL-v2 对本方法以及对比方法做横向比较，实验结果见表 5。本文方法的峰值信噪比高于其他对比算法，结构相似性略低于 SCI 算法，信息熵略低于文献[13]，但综合来看本文方法可以取得较好的图像增强效果。

表 5　LOL-v2 数据集评价指标对比

	AGCWD	CLAHE	文献[13]	DONG	SCI	Zero-DCE	本文方法
Entropy	5.123	6.645	7.125	5.010	6.399	6.607	6.650
PSNR	12.857	15.760	8.990	12.703	17.207	10.748	17.237
SSIM	0.392	0.305	0.146	0.249	0.441	0.194	0.409
MSE	3687.242	2445.669	8859.360	4210.227	2088.437	6320.754	1563.214

4　结束语

本文提出了一种新的弱光图像增强方法，旨在解决弱光图像中细节模糊、噪声和对比度低的问题。该方法通过在非锐化掩蔽中引入多尺度自适应伽玛校正，有效地提高了图像的亮度、抑制了噪声并保留了图像的细节信息。此外，该方法还结合了对比度限制的自适应直方图均衡化，以进一步提高图像的对比度。通过客观评估与 SCI 算法相比，该方法在 Entropy 和 PSNR 方面分别提高了 3.9%和 0.17%。实验结果表明，该方法在不引入额外噪声和不造成颜色失真的情况下，能够显著增强弱光图像，并有效提高了细节的可见性。通过引入自适应伽玛校正和对比度限制的自适应直方图均衡化，本文方法较好地提高了图像的亮度和对比度。

[参 考 文 献]

[1] 汤浩，朱泓宇，谢超.低照度图像增强方法综述[J].林业机械与木工设备，2022，50(07)：4-10.

[2] ZUIDERVELD K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization[M] // HECKBERT P S. Graphics Gems IV. San Diego，CA：Academic Press Professional，1994：474-485.

[3] TAN T L，SIM K S，TSO C P.Image enhancement using background brightness preserving histogram equalization[J].Electronics Letters，2012(03)：48.

[4] WANG X，CHEN L. Contrast enhancement using feature-preserving bi-histogram equalization[J]. Signal Image & Video Processing，2018，12(04)：685-692.

[5] TAN S F，ISA N A M.Exposure based multi-histogram equalization contrast enhancement for non-uniform illumination images[J]. IEEE Access，2019，(99)：1.

[6] 刘锦辉，曾伟文.基于高通滤波器的图像增强方法[J].科学技术与工程，2010，10(24)：6032-6035.

[7] 肖锦龙.巴特沃斯低通滤波器在图像增强中的应用研究[J].智能计算机与应用，2021，11(05)：179-182.

[8] 刘毅，贾旭芬，田子建.一种基于同态滤波原理的井下光照不均图像处理方法[J].工矿自动化，2013，39(01)：9-12.

[9] 刘佳敏，何宁.基于改进同态滤波的低对比度图像增强[J].计算机应用与软件，2020，37(03)：220-224.

[10] JOBSON D J，RAHMAN Z，WOODELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. IEEE transactions on image processing，1997，6(03)：451-462.

[11] 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，2002，6(07)：965-976.

[12] 刘寿鑫，龙伟，李炎炎，等. 基于 HSV 色彩空间的低照度图像增强[J]. 计算机工程与设计，2021，42(09)：2552-2560.

[13] 唐超.HSV 空间的多尺度 Retinex 低照图像增强[J].实验室研究与探索，2022，41(05)：54-59.

[14] HUANG S C，CHENG F C，CHIU Y S.Efficient con-

trast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution[J].IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(03):1032-1041.

[15] 罗国强.Gamma 变换与多尺度细节增强的红外图像增强[J].激光与红外,2023,53(02):253-260.

[16] KANSAL S, PURWAR S, TRIPATHI R K. Image contrast enhancement using unsharp masking and histogram equalization[J].Multimedia Tools and Applications, 2018(04):1-20.

[17] 孙星星,郑俊褒,曹志玲.基于 USM 的改进 Retinex 算法安检图像增强[J].计算机与数字工程,2021,49(11):2358-2361.

[18] DONG X, PANG Y A, WEN J G.Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video[C]// IEEE International Conference on Multimedia & Expo. ACM, 2011.

[19] GUO C, LI C, GUO J,et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2020.

[20] MA L, MA T, LIU R, et al. Toward fast, flexible, and robust low-light image enhancement[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022: 5637-5646.

A Unsharp Masked Weak Light Image Enhancement Algorithm Introducing Adaptive Gamma Correction

JIN Huazhong, WU Shaoke

(*School of Computer Science, Hubei Univ. of Tech.,Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: A Unsharp masking weak light image enhancement algorithm with adaptive gamma correction is proposed to address the problems of low contrast, noise, and image blur in weak light images. First, convert the image space to the HSV color space, and use three different Gaussian kernel functions on the V component for low pass filtering. At different scales, adaptive gamma correction is introduced to obtain high frequency components of brightness enhancement, and the results are differentiated and fused with the initial V component to obtain unsharp masked images. Next, an adaptive histogram equalization method with limited contrast is used to further enhance the contrast of the brightness level. Finally, convert the HSV space to the RGB image space. With the help of the DICM dataset, the average peak signal-to-noise ratio of the method on the test image was improved to 23.99dB, and the structural similarity was improved to 0.87. The experimental results show that this method can effectively improve image contrast and suppress noise, while preserving image details.

Keywords: low light image enhancement; unsharp masking; adaptive gamma correction; histogram equalization; HSV color space

[责任编校: 闫 品]