

# 光照不均图像的非线性自适应增强算法

洪炎<sup>1</sup>, 庞荣<sup>1\*</sup>, 魏青<sup>2</sup>, 苏静明<sup>1</sup>, 赵峰<sup>1</sup>

<sup>1</sup>安徽理工大学电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001;

<sup>2</sup>中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221008

**摘要** 针对光照不均的叶部病害图像, 提出一种非线性全局亮度校正的自适应增强算法。首先对原始图像进行高斯滤波和自适应均衡化预处理, 将色彩空间转至 HSV; 使用多尺度 Retinex 算法估计出 V 分量的光照分量, 结合最大类间方差分割法 (OTSU) 计算出的亮暗区域的最佳分割阈值和构造的非线性亮度校正函数, 将亮暗区域的亮度分别自适应调整, 再和原始 V 分量融合得到校正后的 V 分量; 对 HSV 空间的 S 分量进行 gamma 校正, 重组还原成 RGB 图像。实验结果表明, 该算法能有效降低光照不均对图像的影响, 在暗区域增强的同时保障了亮区域的自适应增强, 提升了图像的清晰度和亮度的均匀性, 相对于限制对比度自适应直方图均衡化算法 (CLAHE)、非线性校正算法和彩色恢复多尺度 Retinex 算法 (MSRCR), 在平均梯度、信息熵、峰值信噪比和结构相似性方面性能更优。

**关键词** 图像处理; 光照不均匀; OTSU; Retinex; 图像增强; 非线性校正

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222380

## Nonlinear Adaptive Enhancement Algorithm for Uneven Illumination Images

Hong Yan<sup>1</sup>, Pang Rong<sup>1\*</sup>, Wei Qing<sup>2</sup>, Su Jingming<sup>1</sup>, Zhao Feng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China;

<sup>2</sup>School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, Jiangsu, China

**Abstract** An adaptive enhancement algorithm based on nonlinear global brightness correction is proposed for leaf disease images with uneven illumination. First, the original image is preprocessed by Gaussian filtering and adaptive equalization, and the color space is transferred to HSV. The multi-scale Retinex algorithm is used to estimate the light component of the V component. Combining the optimal segmentation threshold of the bright and dark areas calculated by the maximum between class variance segmentation method (OTSU) and the constructed nonlinear brightness correction function, the brightness of the bright and dark areas is adaptively adjusted, and then the corrected V component is obtained by merging with the original V component. Gamma correction is performed on the S component of HSV space, and the reconstructed image is restored to RGB image. The experimental results show that the algorithm can effectively reduce the impact of uneven lighting on the image, guarantee the adaptive enhancement of bright areas while enhancing dark areas, and improve the image clarity and brightness uniformity. Compared with the contrast limited adaptive histogram equalization algorithm (CLAHE), nonlinear correction algorithm and color restoration multi-scale Retinex algorithm (MSRCR), it has better performance in terms of average gradient, information entropy, peak signal-to-noise ratio, and structure similarity.

**Key words** image processing; uneven illumination; OTSU; Retinex; image enhancement; nonlinear correction

## 1 引言

蔬菜种植生长过程中, 植物病态状况大多数可以

根据叶部形态观察得到, 但根据经验无法快速准确识别病害。随着人工智能技术的发展, 用机器视觉辅助识别农产品病害近年来成为研究的热点<sup>[1-2]</sup>。但光照

收稿日期: 2022-08-24; 修回日期: 2022-09-20; 录用日期: 2022-10-09; 网络首发日期: 2022-10-19

基金项目: 安徽省自然科学基金(2108085ME158, 1808085MF169)、安徽省数字农业工程技术研究中心开放课题(AHSZNYGC-ZXKF021)

通信作者: \*silverlight4399@163.com

不均匀、曝光不足等原因导致的图像细节缺失、可视性差等现象直接影响了计算机视觉技术对病害图像检测识别的性能<sup>[2]</sup>。因此,提高光照不均匀图像对比度和清晰度,对过暗区域增强的同时保障亮区域的自适应增强,且亮度信息不过度增强十分重要。

针对光照不均匀的现象,研究者们采取的图像增强算法可划分为直方图均衡化<sup>[3]</sup>、同态滤波<sup>[4]</sup>、Retinex<sup>[5]</sup>、梯度域<sup>[6]</sup>,以及变换法如小波变换<sup>[7-8]</sup>。其中,直方图均衡化这一类算法对整体偏暗或者偏亮的图像具有较好的增强效果,主要有自适应直方图均衡化(AHE)算法和限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)算法<sup>[3]</sup>:AHE算法采用局部代替整体的思想,改善了图像偏暗区域和偏亮区域的细节消失问题,但是某些平坦区域中的少量噪声经AHE处理后会过度放大;CLAHE算法解决了噪声放大的问题,但对于光照不均匀图像而言,增强暗区域时对亮区域会出现过度增强现象,不能保证同时增强图像的亮度和细节信息<sup>[9]</sup>。同态滤波算法通过衰减低频成分,增强图像高频部分的细节,但截止频率取值不固定,需要根据具体图像进行大量的实验,且对于同一个截止频率,有的图像全黑,有的却整体亮白,效果很不稳定。文献<sup>[10]</sup>结合同态滤波算法与CLAHE算法,增强了图像边缘细节信息,但对于图像的亮区域细节并没有增强。Retinex系列算法中经典的有单尺度Retinex(SSR)算法、多尺度Retinex(MSR)算法和彩色恢复多尺度Retinex(MSRCR)算法<sup>[5]</sup>,但这3种算法无法保证同时避免颜色失真和光晕现象等,需要选用合适的参数。张振华等<sup>[11]</sup>结合SSR算法和小波变换,避免了Retinex产生的光晕现象,但对于清晰度和亮度的均匀性还没有很好的效果。梯度域图像增强算法一般局限于对单一图像或同一场景下拍摄的图片进行增强处理<sup>[12]</sup>,李艳梅<sup>[13]</sup>为增强图像在暗区和亮区的细节信息,提出一种基于梯度域的图像合成方法,增强的图像整体符合人类视觉感知特性。火元莲等<sup>[14]</sup>将梯度域滤波应用于解决图像颜色过饱和以及天空区域光晕问题,使得增强的图像清晰自然。简梦真等<sup>[15]</sup>针对水下图像,应用小波变换等方法解决非均匀入射光导致的成像偏差问题。

本文以光照不均匀的苹果树叶部病害图像为研究对象,提出一种非线性全局亮度校正的自适应增强算法,采用最大类间方差分割法(OTSU)计算图像光照分量亮暗区域的最佳分割阈值,融合提出的非线性全局亮度校正函数,并且设计了自适应参数,实现非均匀光照图像的亮暗区域亮度值的自适应调整。

## 2 相关理论

### 2.1 Retinex 理论

根据Retinex理论,一幅图像的亮度值是环境光照分量和物体表面反射分量的共同作用结果。而光照不均匀图像的相邻区域之间亮度差距大,所以环境光照

分量形成的曲面在空间域波动大<sup>[5]</sup>,影响图像的质量。为了增强图像质量,所提算法利用多尺度Retinex提取图像的光照分量,并对其进行自适应亮度校正。光照分量一般是低频部分,用引导滤波算法可以提取,相对于许多边缘保持滤波算法,引导滤波算法可以在保留图像边缘细节的同时,尽可能地使光照分量曲面平滑<sup>[16]</sup>。一幅图像 $I(x, y)$ 可表示为

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

式中: $L(x, y)$ 为光照分量; $R(x, y)$ 为反射分量。以 $I(x, y)$ 作为引导图像,采用多尺度的引导滤波函数对 $I(x, y)$ 进行滤波处理,保持图像平滑与边缘细节信息的平衡<sup>[16]</sup>。

$$L(x, y) = \sum \{w_n [q_n(x, y) * I(x, y)]\}, \quad (2)$$

式中: $n = 1, 2, 3$ ,  $q_n(x, y)$ 分别为3个尺度的引导滤波函数; $w_n$ 为 $q_n(x, y)$ 占的权重,取 $w_1 = w_2 = w_3 = \frac{1}{3}$ ; \*表示卷积运算。估算出V分量的光照分量 $L(x, y)$ ,为后续图像亮暗区域的分割等一系列处理做准备。

### 2.2 OTSU 理论

对图像采用OTSU进行类间分割,可得到最佳分割阈值。OTSU算法无须设置其他参数,可以实现对阈值的自动选取,且效果良好。OTSU算法完全根据图像的直方图计算,而直方图是很容易得到的一维阵列<sup>[17]</sup>,所以该算法结构简单。

设一幅大小为 $M \times N$ 的图像,灰度等级 $L$ 级,假定选一个初始阈值 $T(k) = k$ ,  $0 < k < L - 1$ ,使用它把图像像素根据阈值划分为两类<sup>[17]</sup>,记为 $C_1$ 和 $C_2$ ,像素被分到 $C_1$ 中的概率为

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i, \quad (3)$$

式中: $p_i$ 表示灰度等级为 $i$ 的像素的出现概率,那么类 $C_2$ 的概率为

$$P_2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 - P_1(k). \quad (4)$$

计算两类的灰度均值 $m_1(k)$ 、 $m_2(k)$ 和全局灰度均值 $m_G(k)$ :

$$m_1(k) = \frac{1}{P_1(k)} \sum_{i=0}^k i p_i, \quad (5)$$

$$m_2(k) = \frac{1}{P_2(k)} \sum_{i=k+1}^{L-1} i p_i, \quad (6)$$

$$m_G(k) = P_1(k) m_1(k) + P_2(k) m_2(k). \quad (7)$$

根据式(3)~(7),可进一步计算出类间方差<sup>[18]</sup>:

$$\sigma_B^2(k) = P_1(k) [m_1(k) - m_G(k)]^2 + P_2(k) [m_2(k) - m_G(k)]^2, \quad (8)$$

使得 $\sigma_B^2(k)$ 最大化的 $k$ 即为最佳阈值 $k^*$ <sup>[19]</sup>,即

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_B^2(k). \quad (9)$$

如果 $\sigma_B^2(k)$ 的最大值不唯一,则 $k^*$ 用各个最大值对应的 $k$ 的平均值表示。

### 3 算法设计

亮度校正的自适应增强算法流程如图 1 所示, 具体内容及步骤如下。

针对光照不均匀叶部病害图像, 所提非线性全局

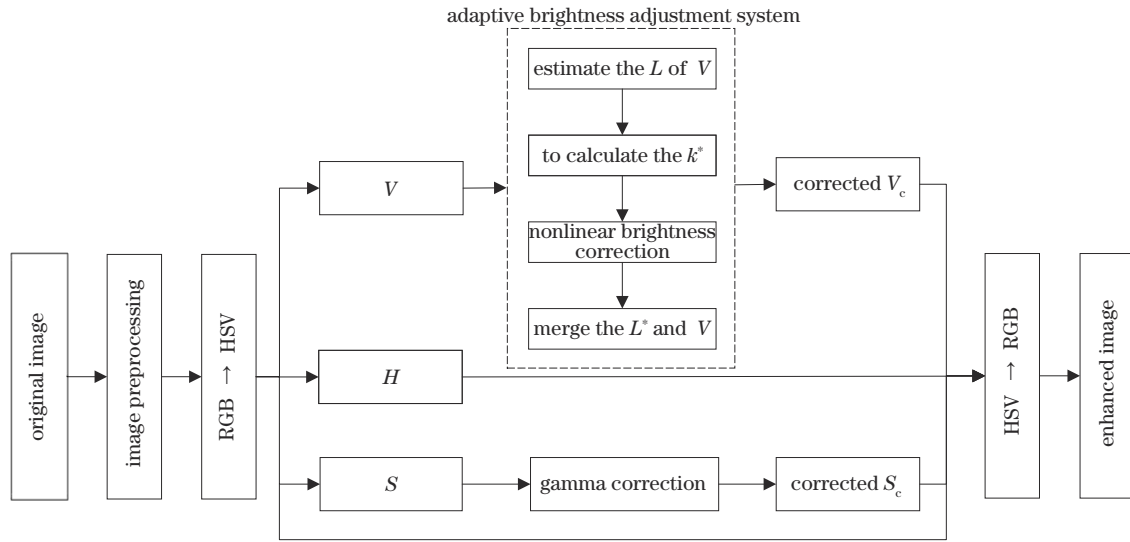


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

1) 对大小为  $M \times N$  的原图进行高斯滤波和自适应直方图均衡化预处理, 使得图像不受明显噪声影响, 且直方图分布均匀化, 对图像进行初步增强处理。

2) 对步骤 1) 得到的预处理图像进行 HSV 颜色空间转换, 由于 R、G、B 相关性较强, 所以 3 分量同时发生变化会造成色彩失真。HSV 颜色空间更加符合人对彩色的感知, 3 分量分别为色调 ( $H$ )、饱和度 ( $S$ ) 和亮度 ( $V$ )<sup>[20]</sup>。图像亮度信息存储在亮度分量中, 所以通过通道拆分得到  $V$  分量。

3) 将  $V$  分量输入自适应亮度调整系统, 输出改进后的  $V_c$ 。

4) 对  $S$  分量进行 gamma 校正得到  $S_c$ ; 为了保持图像色调,  $H$  分量不做处理, 将原始 HSV 图像的  $H$  分量、改进后  $V_c$ 、校正后  $S_c$  重组合成新的 HSV 图像。

5) 将新的 HSV 图像和原始的 HSV 图像通过双线性插值法融合得到最终的增强 HSV 图像, 再转为 RGB 图像, 即最终的增强图像。

其中, 步骤 3) 提出的自适应亮度调整系统使用多尺度 Retinex 算法, 以  $V$  分量作为引导图像, 估计出其

光照分量  $L(x, y)$ , 采用 OTSU 算法计算出光照分量的亮暗区域的最佳分割阈值  $k^*$ 。根据标准差构造出非线性全局亮度校正函数  $\delta(x, y)$ , 针对光照不均的叶部病害图像, 提出非线性全局亮度校正的自适应增强算法, 将亮度自适应非线性校正:

$$L^*(x, y) = \begin{cases} L(x, y) - \delta(x, y), & L(x, y) > k^* \\ L(x, y) + \delta(x, y), & L(x, y) \leq k^* \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ ;  $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ ;  $L(x, y)$  为利用引导滤波对图像  $V$  分量估算出的照射分量;  $L^*(x, y)$  为其对应自适应亮度校正后的照射分量, 调整系统使  $L^*(x, y)$  与原始图像  $V$  分量自适应融合后得到  $V_c$ 。

光照不均图像同时存在亮区域和暗区域, 由 OTSU 算法得出的亮暗分割阈值可将图像分割为两部分, 图 2 为根据图像直方图特征分为有双峰和无双峰特性的光照分量图, 对比原图、均值法分割图和 OTSU 分割图可以看出: OTSU 整体分割效果更佳, 可以将亮暗区域有效分割, 且分割区域清晰, 亮暗分明; 全局均值法分割效果不稳定, 且有的太过于凌乱

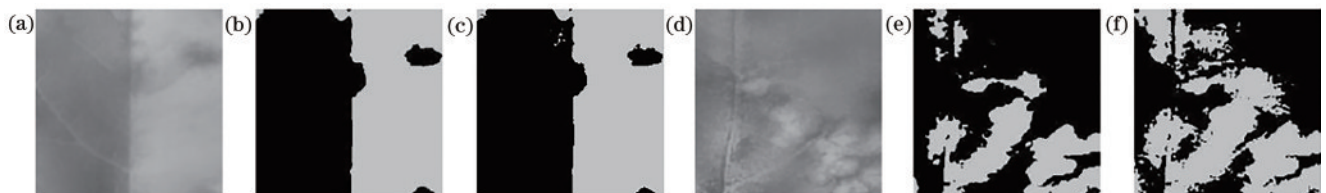


图 2 光照分量图像。(a) (d) 原图; (b) (e) OTSU 分割后图像; (c) (f) 均值分割后图像

Fig. 2 Images of illumination component. (a) (d) Original images; (b) (e) OTSU segmented images; (c) (f) images after mean segmentation

不符合照射光的分布特点。图 3 为对应直方图,绘制类间方差遍历过程示意图以及阈值分割线,实线为 OTSU 算法得到的阈值分割线,虚线则为平均值法分割线。采用 OTSU 算法得到的最佳分割阈值分别为

125 和 124, 大于阈值的定义为较亮部分, 小于或等于阈值的定义为较暗部分, 分别根据式 (10) 进行非线性自适应调整。

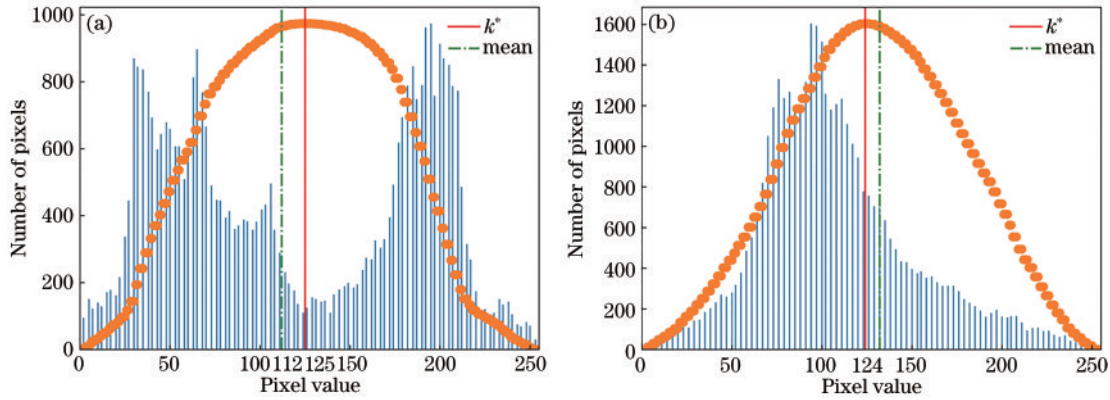


图 3 光照分量图像直方图。(a) 图像 1; (b) 图像 2

Fig. 3 Illumination component image histogram. (a) Image 1; (b) image 2

非线性全局亮度校正函数  $\delta(x, y)$  可表示为

$$\delta(x, y) = D_{std} \times \frac{\log_2[L(x, y) + a] - \log_2 a}{\log_2(1 + a) - \log_2 a}, \quad (11)$$

式中:  $D_{std}$  为图像的全局标准差;  $a$  为变化率, 用来控制非线性全局亮度校正曲线的曲率<sup>[21]</sup>,  $\delta(x, y)$  中取  $a = D_{std} / (255 \times 2)$ , 这样取值可以针对不同的光照不均匀图像, 自适应调整其亮度, 文献[21-22]根据大量实验

取  $a$  变化率为定值, 只能针对文献中特殊的图像进行修正。

图 4 为变化率  $a$  取不同值时, 对应 4 幅图像所得到的自适应亮度校正后的照射分量  $L^*(x, y)$  的一维亮度信息曲线图。基于标准差的  $a$  取值可以对不同图像的亮度自适应校正。其中, 曲线图的横轴为对应图像的宽度, 纵轴取值为图像列像素的平均灰度值, 而图像为

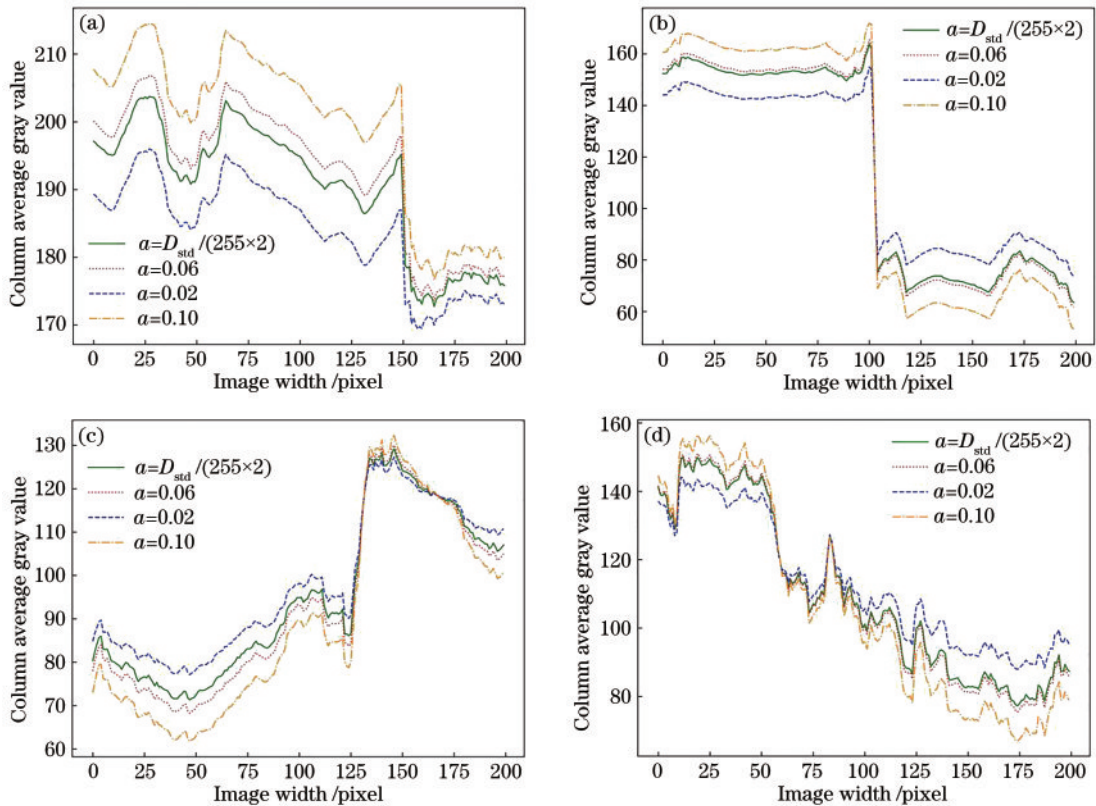


图 4  $a$  不同取值的  $L^*(x, y)$  的一维亮度信息曲线图。(a) 图像 1; (b) 图像 2; (c) 图像 3; (d) 图像 4;

Fig. 4 One-dimensional brightness information curves of  $L^*(x, y)$  with different values of  $a$ . (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3; (d) image 4

亮度分量的单通道图像,所以灰度值可体现出亮度的程度,即构成图像一维亮度信息曲线图。校正后的照射分量的变化与参数  $a$  的取值有关, $a$  越大,校正的变化率越大,根据经验取  $0 < a \leq 0.1$ 。因此,与  $a$  取 0.02、0.06、0.1 进行比较并绘制曲线图,实验结果表明,取自适应值  $D_{std}/(255 \times 2)$  时,能很好地自适应调整图像亮度,具有很强的鲁棒性和稳定性。

#### 4 实验数据及结果对比评价

为检验所提方法对光照不均匀图像的处理效果,采用农业方面相关植物的数据集 Plant Village,选取其中苹果树叶 3 种不同病害的光照不均匀的图像,截取其叶子光照不均匀的局部作为实验对象,大小为  $200 \times 200$ 。实验是在 Windows 系统平台下采用 Python 3.7 编程实现的。选取的对比算法为 MSRCR 算法、文献[22]的非线性校正算法和 CLAHE 算法,其

中,MSRCR 算法的 3 个尺度为 15、80、250。

##### 4.1 主观评价

光照不均匀的叶部有病害的原始图像以及各算法处理的结果如图 5~7 所示,其中,图 5 为黑星病害,图 6 为桧胶锈病,图 7 为褐腐病。可以看出:原始图像整体光照不均匀,明显有过暗区域或者过亮区域,存在细节信息不清晰、人眼难分辨的情况;经 MSRCR 算法处理后的图像对于暗调区域增强效果有限,暗区域的细节信息没有明显的提升,而且存在颜色过饱和问题,出现亮区域太亮与光晕现象;文献[22]非线性校正算法在 MSRCR 的基础上,对亮度太亮区域进行了非线性调整处理,降低了光晕效果,但是针对于绿色的叶子纹理清晰度较低;CLAHE 算法处理后的图像亮度得到了较大提升,图像很多细节显现出来,但亮区域对比度受限,导致高光区域存在过度增强情况;所提算法处理后的增强图像,图像亮度以及对亮度均有所提升,对暗调

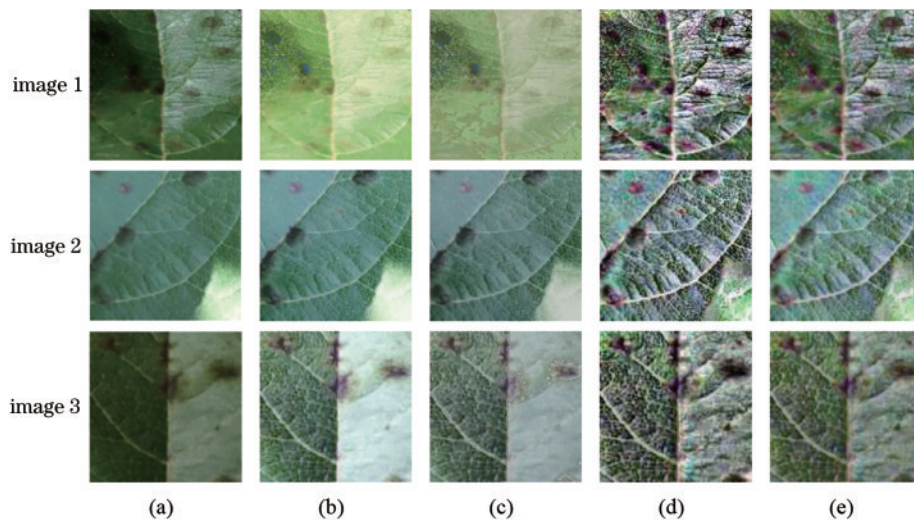


图 5 黑星病各种算法比较。(a)原始图像;(b) MSRCR;(c)文献[22]算法;(d) CLAHE;(e)所提算法

Fig. 5 Comparison of various algorithms for scab. (a) Original images; (b) MSRCR algorithm; (c) algorithm of literature [22]; (d) CLAHE algorithm; (e) proposed algorithm

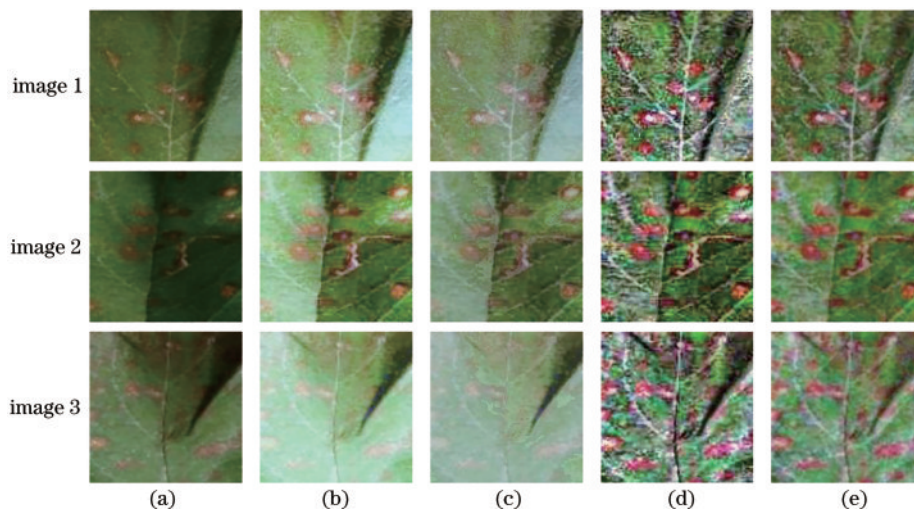


图 6 桧胶锈病各种算法比较。(a)原始图像;(b) MSRCR;(c)文献[22]算法;(d) CLAHE;(e)所提算法

Fig. 6 Comparison of various algorithms for juniper glue rust. (a) Original images; (b) MSRCR algorithm; (c) algorithm of literature [22]; (d) CLAHE algorithm; (e) proposed algorithm

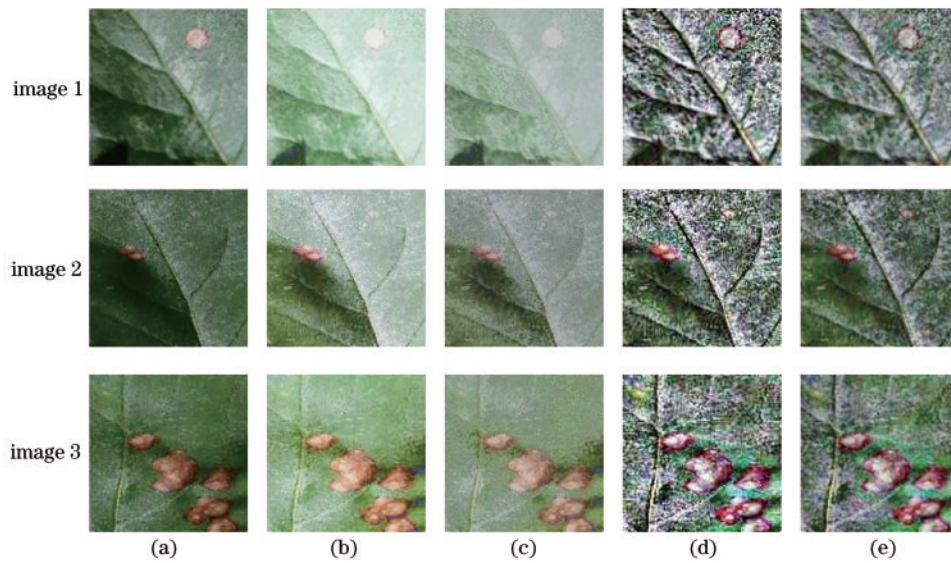


图 7 褐腐病各种算法比较。(a)原始图像;(b) MSRCR;(c)文献[22]算法;(d) CLAHE;(e)所提算法

Fig. 7 Comparison of various algorithms for brown rot. (a) Original images; (b) MSRCR algorithm; (c) algorithm of literature [22]; (d) CLAHE algorithm; (e) proposed algorithm

区域和高光区域均有较好的增强效果,在暗区域增强的同时保障了亮区域的自适应增强,提升了图像的清晰度和亮度的均匀性。

绘制图像的灰度曲面图,图 8~10 分别为黑星病、桧胶锈病和褐腐病的光照不均图像的灰度曲面图。其中, $x$ 轴为图像宽, $y$ 轴为图像高, $z$ 轴为对应范围为 0~255 的灰度值。灰度值越小,曲面图上显示的颜色越深,代表实际图像越暗;灰度值越大,曲面图上显示的颜色越浅,代表实际图像越亮。对比原图和改进图的灰度曲面图可以看出,原始图像由于光照不均匀,曲面图呈现出深浅差距大的区域,明显存在过暗和过亮的

区域,而经过所提算法增强的图像颜色深浅度较均匀,没有过暗过亮的区域。

实验结果表明:所提算法相比于经过 CLAHE 算法处理的图像的过亮区域,没有产生过度增强,突显细节的同时看起来更柔和,相比于经过 MSRCR 算法处理的图像,解决了亮区域太亮与光晕现象,相比于文献 [22] 非线性校正算法更加清晰,整体视觉效果最佳。光照不均图像的灰度曲面图有很好的改善,解决了光照不均匀导致的局部太亮或者太暗问题,所提算法可以实现对过暗区域和过亮区域的自适应增强,提升了图像全局亮度的均匀性,整体自适应增强效果较好。

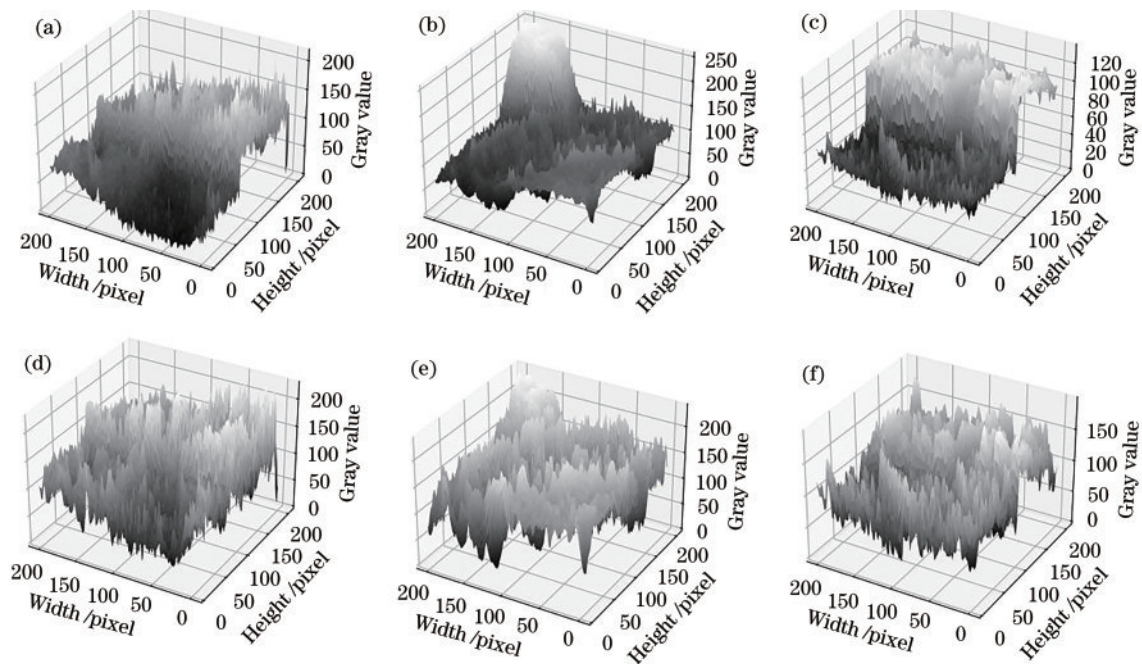


图 8 黑星病图像的灰度曲面图。(a) (b) (c)原图;(d) (e) (f)所提算法改进后图像

Fig. 8 Grayscale surface diagrams of scab images. (a) (b) (c) Original images; (d) (e) (f) improved images of proposed algorithm

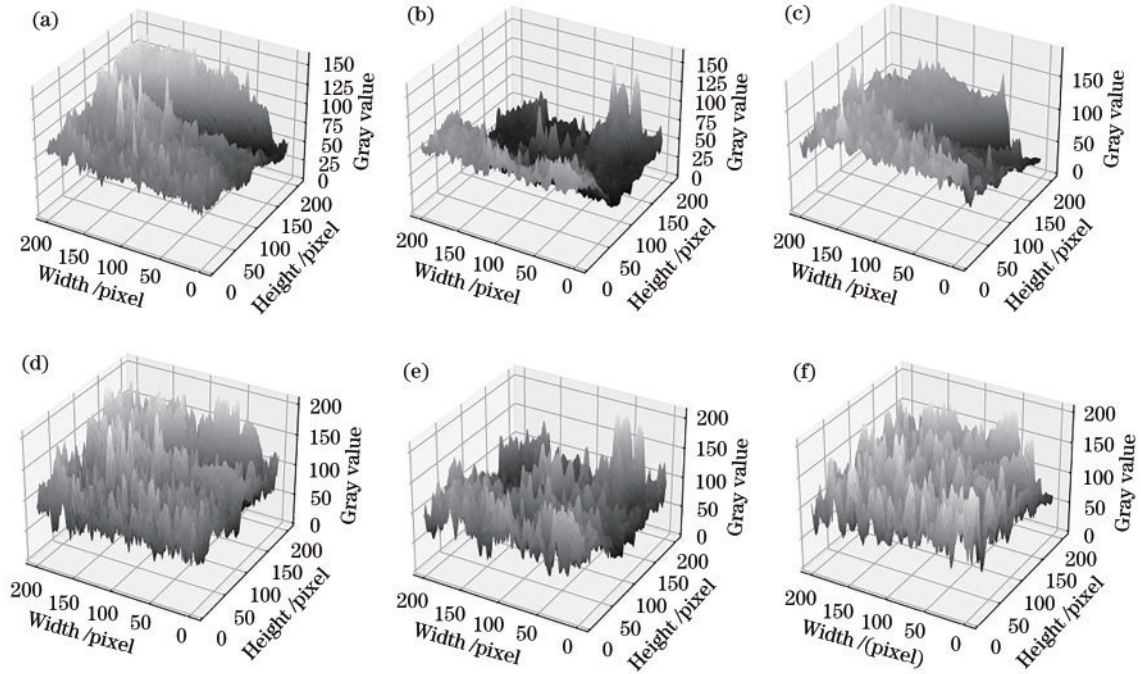


图 9 桧胶锈病图像的灰度曲面图。(a) (b) (c)原图;(d) (e) (f)所提算法改进后图像

Fig. 9 Grayscale surface diagrams of juniper glue rust images. (a) (b) (c) Original images; (d) (e) (f) improved images of proposed algorithm

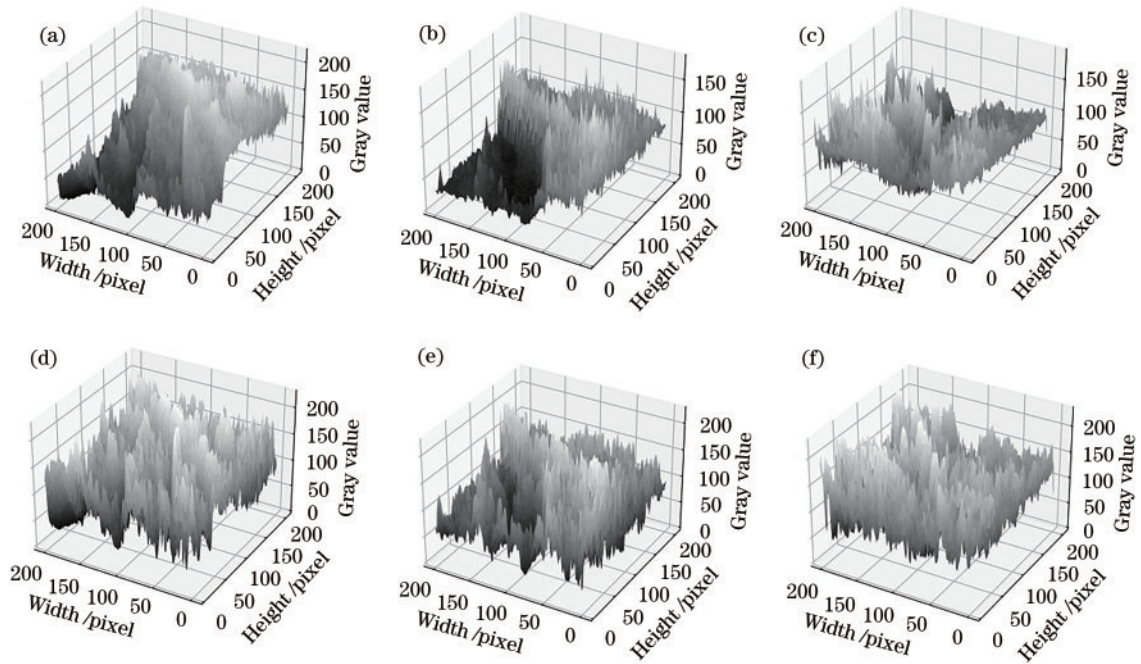


图 10 褐腐病图像的灰度曲面图。(a) (b) (c)原图;(d) (e) (f)所提算法改进后图像

Fig. 10 Grayscale surface diagrams of brown rot images. (a) (b) (c) Original images; (d) (e) (f) improved images of proposed algorithm

### 4.2 客观评价

图像客观评价指标为梯度均值、信息熵、峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM)<sup>[23]</sup>。平均梯度值反映图像对微小细节反差表达的能力, 值越大说明图像清晰度越高, 反差也越好; 信息熵的值越大, 图像信息量越丰富; 结构相似性越大, 表明原图与处理后图像的结构相似度越高, 处理效果越好; 峰值信噪比越大, 表

明噪声对图像的干扰性和失真越小<sup>[23]</sup>。表 1~3 为原始图像、MSRCR 算法、文献 [22] 非线性校正算法、CLAHE 算法和所提非线性全局亮度校正的自适应增强算法处理的图像客观评价指标对比结果。

根据表 1~3 中的数据可知: 经所提算法处理后的光照不均匀的叶部病害图像, 其梯度均值增大, 图像对细节反差表达能力增强, 提高了图像的清晰度; 图像信

表 1 黑星病图像的客观评价  
Table 1 Objective evaluation of scab images

Image	Parameter item	Original	MSRCR	Algorithm of literature [22]	CLAHE	Proposed algorithm
Image 1	Mean gradient	0.4189	0.4079	0.4073	0.6008	0.6415
	Information entropy	7.2038	6.8604	6.5240	7.4676	7.5787
	SSIM		0.7265	0.7345	0.7152	0.7564
	PSNR		11.1636	10.7885	15.8077	16.3187
Image 2	Mean gradient	0.3475	0.4644	0.4267	0.6544	0.6590
	Information entropy	6.6590	6.5589	6.2966	7.1506	7.2551
	SSIM		0.7779	0.8492	0.6224	0.6871
	PSNR		10.4052	11.4142	16.8113	16.8656
Image 3	Mean gradient	0.2786	0.4912	0.4127	0.5648	0.5713
	Information entropy	6.3486	7.3015	6.7357	7.1011	7.5818
	SSIM		0.7960	0.8791	0.6802	0.8535
	PSNR		9.2761	13.0945	16.1757	16.1757

表 2 桧胶锈病图像的客观评价  
Table 2 Objective evaluation of juniper glue rust images

Image	Parameter item	Original	MSRCR	Algorithm of literature [22]	CLAHE	Proposed algorithm
Image 1	Mean gradient	0.2814	0.3150	0.4228	0.6158	0.6601
	Information entropy	6.5300	6.7571	6.7568	7.2207	7.2627
	SSIM		0.6223	0.8694	0.6692	0.7313
	PSNR		11.2119	13.3410	16.6322	17.8120
Image 2	Mean gradient	0.2137	0.4234	0.4040	0.5405	0.6872
	Information entropy	6.1722	7.2327	6.8339	7.0038	7.2132
	SSIM		0.7625	0.7836	0.6677	0.7675
	PSNR		10.4720	12.8085	16.4853	16.0857
Image 3	Mean gradient	0.2545	0.2861	0.2851	0.4922	0.5422
	Information entropy	6.6592	6.6914	6.1962	7.2486	7.8148
	SSIM		0.9240	0.7900	0.6576	0.6543
	PSNR		8.7143	10.7418	16.9013	17.3359

表 3 褐腐病图像的客观评价  
Table 3 Objective evaluation of brown rot images

Image	Parameter item	Original	MSRCR	Algorithm of literature [22]	CLAHE	Proposed algorithm
Image 1	Mean gradient	0.4788	0.3667	0.3711	0.7332	0.7520
	Information entropy	7.3869	6.8025	6.2358	7.4182	7.4233
	SSIM		0.8551	0.6631	0.6132	0.7681
	PSNR		9.6159	10.6471	15.5771	16.0985
Image 2	Mean gradient	0.4215	0.5096	0.4964	0.6466	0.6548
	Information entropy	6.6622	7.0858	6.7869	7.4441	7.0513
	SSIM		0.8712	0.8911	0.6840	0.7476
	PSNR		8.9382	12.1122	16.0551	17.0568
Image 3	Mean gradient	0.4543	0.5174	0.4825	0.6306	0.6812
	Information entropy	6.5570	6.7960	6.3238	7.1434	7.4420
	SSIM		0.9459	0.8634	0.6880	0.7740
	PSNR		11.3022	13.3717	14.9089	15.1943

息熵的值增大,说明处理后的图像的信息量更多,有助于病害图像识别效率。此外,所提算法与其他算法相比,SSIM 和 PSNR 的值较大,表明原始图像与处理后

图像之间的结构相似度高,噪声对图像的干扰小,失真度小。同时,从图 11 不同算法的各个评价指标的平均值变化情况可以明显看出,所提算法的梯度均值、信息



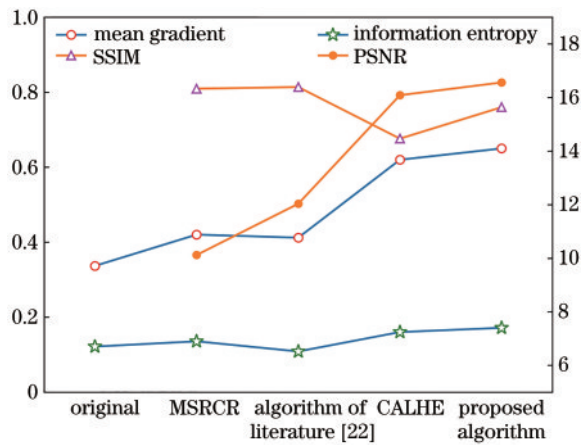


图 11 不同算法评价指标的平均值变化

Fig. 11 Average changes of evaluation indexes of different algorithms

熵、SSIM 值和 PSNR 值均提高了,说明处理效果好,可靠性较高。

## 5 结 论

在叶部病害图像处理中,受光照不均匀影响,图像往往存在过亮区域或过暗区域,严重影响病害图像识别效率。为此,通过构造非线性全局亮度校正函数,融合 OTSU 阈值分割,提出一种非线性全局亮度校正的自适应增强算法,该算法既能有效增强暗区域的亮度均匀性和图像清晰度,同时又能保障亮区域的自适应增强。所提算法相比于 CLAHE 算法,对亮区域的增强更柔和,细节更突出,梯度均值提升了 7.22%,结构相似度高提升了 11.34%;相比于 MSRRCR 算法,消除了亮区域的光晕现象,降低了噪声干扰和失真度,PSNR 提升了 65.20%,同时增加了清晰度,梯度均值提升了 60.28%;相比于文献[22]非线性校正算法,清晰度提升了 60.57%,图像的信息量增加了 13.75%,整体视觉效果最佳。所提算法可根据不同的病害图像进行自适应调整,具有较强的鲁棒性和稳定性,在叶部病害识别中具有较高的应用价值。

## 参 考 文 献

[1] Wang L, Sun J, Wu X H, et al. Identification of crop diseases using improved convolutional neural networks [J]. *IET Computer Vision*, 2020, 14(7): 538-545.

[2] 张建华, 赵洪凯, 姜雷, 等. 玉米叶部病害识别模型的建立与 APP 开发[J]. *农业与技术*, 2022, 42(13): 38-44. Zhang J H, Zhao H K, Jiang L, et al. Establishment of maize leaf disease identification model and APP development [J]. *Agriculture and Technology*, 2022, 42(13): 38-44.

[3] Ren X, Lai S. Medical image enhancement based on Laplace transform, sobel operator and histogram equalization [J]. *Academic Journal of Computing & Information Science*, 2022, 5(6): 48-54.

[4] Yu H F, Li X B, Lou Q, et al. Underwater image

enhancement based on color-line model and homomorphic filtering[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2022, 16(1): 83-91.

[5] 张航瑛, 王雪琦, 王华英, 等. 基于明度分量的 Retinex-Net 图像增强改进方法[J]. *物理学报*, 2022, 71(11): 110701. Zhang H Y, Wang X Q, Wang H Y, et al. Advanced Retinex-Net image enhancement method based on value component processing[J]. *Acta Physica Sinica*, 2022, 71(11): 110701.

[6] Zhao T, Zhang S X. X-ray image enhancement based on nonsubsampling shearlet transform and gradient domain guided filtering[J]. *Sensors*, 2022, 22(11): 4074.

[7] 吴天琦, 肖文, 李仁剑, 等. 基于时域迭代小波变换的单分子定位图像背景去噪[J]. *中国激光*, 2021, 48(13): 1307001. Wu T Q, Xiao W, Li R J, et al. Single-molecule localization image background denoising based on time-domain iterative wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(13): 1307001.

[8] 王晨, 席丽霞, 张阳安, 等. 提升小波阈值联合累加平均的 BOTDR 系统降噪方案[J]. *中国激光*, 2021, 48(17): 1706001. Wang C, Xi L X, Zhang Y G, et al. Denoising scheme of BOTDR system using the combination of lifting wavelet threshold and cumulative average[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(17): 1706001.

[9] Dubey U, Chaurasiya R K. Efficient traffic sign recognition using CLAHE-based image enhancement and ResNet CNN architectures[J]. *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence*, 2021, 15(4): 1-19.

[10] 龚云, 杨庞彬, 颀昕宇. 结合同态滤波与直方图均衡化的井下图像匹配算法[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(10): 37-41, 61. Gong Y, Yang P B, Xie X Y. Underground image matching algorithm combining homomorphic filtering and histogram equalization[J]. *Industry and Mine Automation*, 2021, 47(10): 37-41, 61.

[11] 张振华, 陆金桂. 基于小波变换和改进的 Retinex 雾天图像增强[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(1): 227-231. Zhang Z H, Lu J G. Foggy image enhancement based on wavelet transform and improved Retinex[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(1): 227-231.

[12] Zhang X B. Image denoising using multidirectional gradient domain[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(19): 29745-29763.

[13] 李艳梅. 图像增强的相关技术及应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013. Li Y M. Research on key techniques of image enhancement and its applications[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013.

[14] 火元莲, 郑海亮, 李明, 等. 基于融合亮度模型和梯度域滤波的图像去雾[J]. *计算机工程与科学*, 2021, 43(9): 1623-1633. Huo Y L, Zheng H L, Li M, et al. Image dehazing based on fusion luminance model and gradient domain filter[J]. *Computer Engineering & Science*, 2021, 43(9):

- 1623-1633.
- [15] 简梦真, 李旦, 张建秋. 基于非均匀入射光成像模型的水下图像复原[J]. 光学学报, 2021, 41(15): 1501003.  
Jian M Z, Li D, Zhang J Q. Underwater image restoration based on non-uniform incident light imaging model[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(15): 1501003.
- [16] 汤子麟, 刘翔, 张星. 光照不均匀图像的自适应增强算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21): 216-223.  
Tang Z L, Liu X, Zhang X. Adaptive enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(21): 216-223.
- [17] Kilicaslan M, Tanyeri U, Demirci R. Image retrieval using one-dimensional color histogram created with entropy[J]. Advances in Electrical and Computer Engineering, 2020, 20(2): 79-88.
- [18] 全红艳, 王长波. 数字图像处理原理与实践[M]. 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2017: 185-192.  
Quan H Y, Wang C B. Principles and practice of digital image processing[M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2017: 185-192.
- [19] Bhandari A K, Ghosh A, Kumar I V. A local contrast fusion based 3D Otsu algorithm for multilevel image segmentation[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(1): 200-213.
- [20] Hassan F S, Gutub A. Improving data hiding within colour images using hue component of HSV colour space [J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2021, 7(1): 56-68.
- [21] 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.
- [22] 唐守锋, 史可, 全光明, 等. 一种矿井低照度图像增强算法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(10): 32-36.  
Tang S F, Shi K, Tong G M, et al. A mine low illumination image enhancement algorithm[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(10): 32-36.
- [23] Gadhiya T, Roy A K. Superpixel-driven optimized wishart network for fast PolSAR image classification using global k-means algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(1): 97-109.