

光照分量自适应校正的古城墙表面病害图像信息增强方法

王金¹, 王慧琴^{1*}, 王可¹, 王展²

¹西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

²陕西省文物保护研究院, 陕西 西安 710075

摘要 针对太阳光照变化、物体间遮挡、拍摄角度偏差等干扰造成古城墙表面病害图像信息被隐藏, 病害特征提取与识别效果不佳的问题, 提出了一种基于光照分量自适应校正的古城墙表面病害图像信息增强方法。利用多尺度高斯函数连续卷积提取光照分量, 根据像素点光照分量与均值的偏差非线性变换关系确定 Gamma 参数, 构造增强 2D-Gamma 函数自适应校正图像过亮和偏暗区域的亮度值, 恢复隐藏信息; 同时为解决 2D-Gamma 函数对高亮像素点亮度值衰减表征能力较弱问题, 使用同态滤波在频域压制高亮区域的光照分量, 减小亮度动态范围, 增强图像高亮区域隐藏信息; 并利用系数因子将亮度校正后图像与 Sobel 算子提取的边缘细节图像线性融合, 重构获取细节清晰、纹理突出的古城墙表面病害增强图像。实验结果表明, 对于受光照、遮挡等干扰因素影响可视性较差的图像, 所提方法在保留原图像细节信息的同时有效解决了光照不均、遮挡和阴影等造成的图像信息隐藏问题, 增强了古城墙表面病害图像特征, 提高了病害识别的准确率。

关键词 图像信息增强; 多尺度高斯函数; 增强 2D-Gamma; 同态滤波; 线性融合

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1610012

Information Enhancement Method for Surface Disease Images of Ancient City Walls Based on Adaptive Correction of Illumination Component

Wang Jin¹, Wang Huiqin^{1*}, Wang Ke¹, Wang Zhan²

¹College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China;

²Shaanxi Provincial Institute of Cultural Relics Protection, Xi'an 710075, Shaanxi, China

Abstract In this paper, we propose an information enhancement method for surface disease images of ancient city walls based on adaptive correction of the illumination component to solve the problems of hidden information of surface disease images of ancient city walls and poor disease feature extraction and recognition due to the interference of sunlight change, occlusion between objects, and shooting angle deviation. The light component was extracted using continuous convolution in a multiscale Gaussian function, and the Gamma parameters were determined according to the nonlinear transformation relationship between the deviation of the light component and the mean value of the pixel. Next, an enhanced two-dimensional (2D)-Gamma function was constructed to adaptively correct the luminance values of the overbright and dark areas of the image to recover the hidden information. At the same time, homomorphic filtering was used to suppress the illumination components of the highlighted areas in the frequency domain in order to solve the problem of weakness of the 2D-Gamma function in characterizing the attenuation of the brightness values of highlighted pixels. This reduces the dynamic range of luminance and enhances the hidden information of highlighted areas of the image. A coefficient factor was used to linearly fuse the brightness-corrected image with the edge details extracted using the Sobel operator to reconstruct an enhanced surface disease image of the ancient city walls with clear details and prominent textures. The experimental results show that the proposed method effectively solves the problem of hidden image information and poor visibility caused

收稿日期: 2021-09-14; 修回日期: 2021-09-19; 录用日期: 2021-09-23

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划(2021JM-377)、陕西省科技厅科技合作项目(2020KW-012)、陕西省教育厅智库项目(18JT006)、西安市科技局高校人才服务企业项目(GXYD10.1)

通信作者: hqwang@xauat.edu.cn

by uneven illumination, occlusion, and shadows while retaining the original image details. Moreover, it enhances the surface disease image features of the ancient city walls and improves the accuracy of disease recognition.

Key words image information enhancement; multi-scale Gaussian function; enhanced 2D-Gamma; homomorphic filtering; linear fusion

1 引言

城墙是中国古代城市的重要标志,承载着国家与城市的过往岁月,见证了社会历史的沧桑变迁^[1]。古城墙^[2]是文化的载体,其保护受到越来越多人的关注。人工智能以非线性、自学习、适用性强的优势,已较为广泛地应用于文物保护领域。古城墙表面生物病害在光合作用过程中会不断产生各种色素,颜色主要呈绿色或黑色;盐析是由于毛细水和可溶盐活动,部分盐分在砖石表面富集析出现象。生物和盐析病害会降低砖材的力学强度,造成脱落、粉化等病害,对墙体的稳定性和安全性造成威胁^[2]。而自然条件下受环境光照、物体间遮挡、拍摄位置角度偏差等干扰,所采集的古城墙表面病害图像信息模糊不清,隐藏一些重要细节,降低了图像整体视觉效果,目标区域病害特征提取与识别的难度较大,无法精准获取记录古城墙表面生物与盐析病害的现状与发展趋势,阻碍古城墙保护与修复。因此,研究受光照不均和阴影等干扰的低质量图像的增强技术有着重要的理论和应用价值。

早期常用的信息增强方法包括 Gamma 校正方法^[3]、直方图均衡算法^[4]等。直方图均衡化算法^[4]简单、运算速度快,是目前应用最广泛的一种技术。自适应直方图均衡化、动态直方图均衡化和限制对比度的自适应直方图均衡化等算法^[5-7]通过调整灰度的动态范围和增加图像对比度来改善光照情况,实现图像增强。然而,因为增加对比度,可能会隐藏偏暗区域和过亮区域有效信息,无法提取细节特征。Gamma 校正方法^[3]可以改善图像的对比度,但可能因光照不均导致图像过饱和、欠饱和问题。近年应用比较广泛的信息增强方法有基于 Retinex 理论的方法^[8-10]、基于空间照度图的方法^[11]、同态滤波^[12]等。基于 Retinex 理论^[8-10]的图像增强算法能够较好地调节图像中的灰度分布,色彩失真率小,具有颜色不变性和动态范围压缩的特点。基于空间照度图的方法利用图像中的光照分布特征校正光照不均现象,但单尺度高斯函数提取光照分量时会造成边缘细节模糊现象^[11]。同态滤波^[12]可以压制光照分量,有效地改善亮度不均现象,实现彩色图像光照不均校正,但同态滤波处理后的图像的整体灰度值偏低,存在色彩严重失真问题,可能丢失图像细节信息。通过应用机器学习算法^[13-15]或深度神经网络^[16-18],如 Enlighten GAN 网络^[19]能有效增强暗处的对比度和细节部分,但这些方法在实验结果上仍存在不足,如局部曝光过度、细节不清晰、色彩失真等。

针对古城墙表面病害图像背景复杂、细节信息丰

富的特点,本文提出了一种光照分量自适应校正的古城墙表面病害图像信息增强方法。利用多尺度高斯函数加权准确提取古城墙表面病害图像光照分量,根据光照分量与均值的偏离程度构造增强 2D-Gamma 函数,结合同态滤波线性融合校正图像亮度值,解决同态滤波处理后图像整体灰度值偏低问题,凸显古城墙表面病害图像不均匀光照区域和高亮区域的隐藏信息,提高图像清晰度;为了避免原图像细节弱化丢失,对亮度校正后的图像与 Sobel 算子提取的边缘细节图像赋权值,并进行线性融合,这样不仅有效保留了原图像的细节信息,而且增强了古城墙表面病害图像不均匀光照区域和高亮区域边缘纹理信息,为图像信息增强处理研究提供有价值的参考。

2 光照分量自适应校正的图像信息增强算法

2.1 光照分量提取

根据光照-反射成像模型^[20],古城墙表面病害图像 $f(x, y)$ 可由反射分量 $r(x, y)$ 和光照分量 $i(x, y)$ 的乘积获得,数学模型为

$$f(x, y) = r(x, y) \cdot i(x, y), \quad (1)$$

式中: $0 < i(x, y) < \infty$, $0 < r(x, y) < 1$ 。反射分量 $r(x, y)$ 反映图像高频细节信息,光照分量 $i(x, y)$ 表示低频特性,光照分量 $i(x, y)$ 容易受到低照度和不平衡照明分布的影响。复杂光照变化和阴影遮挡等干扰都会造成光照分量分布不均的现象,光照分量分布不均会影响图像视觉质量,隐藏图像的有效信息,因此提取古城墙表面病害图像光照分量并进行校正是图像信息增强的重要步骤。目前光照分量提取的方法主要有基于双边滤波和改进双边滤波的方法^[21-22]、基于快速引导滤波的方法^[23]和 Retinex 理论中基于多尺度高斯函数(滤波器)的方法。

古城墙表面病害图像背景复杂,细节信息丰富,要求提取的光照分量只包含光照变化信息,不包含图像细节变化。多尺度高斯函数可以有效地压缩动态范围并准确地估计出场景的照射分量^[24-25],因此选用多尺度高斯函数提取古城墙表面病害图像的光照分量,二维高斯函数的表达式为

$$g(x, y) = \lambda \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{c^2}\right), \quad (2)$$

式中: c 为尺度参数; λ 为归一化常数,确保高斯函数 $g(x, y)$ 满足归一化条件 $\iint g(x, y) dx dy = 1$ 。为了兼顾光照分量的全局特性和局部特性,取尺度参数 $c = 15, 80$,

250。多尺度高斯函数提取出古城墙表面病害图像的光照分量后进行加权,最终得到光照分量的估计值,表达式为

$$i(x, y) = f(x, y) \cdot g(x, y)。 \quad (3)$$

多尺度高斯加权提取光照分量的结果为

$$i(x, y) = \sum_{k=1}^M \omega_k [f(x, y) \cdot g_k(x, y)], \quad (4)$$

式中: $i(x, y)$ 为像素点处由多个不同尺度的高斯函数提取并加权后的光照分量值; ω_k 为第 k 个尺度高斯函数提取出的光照分量的权系数; $k=1, 2, \dots, M$ 为用到的尺度数; $g_k(x, y)$ 为第 k 个高斯函数。三种尺度的权重系数 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 分别取 0.33, 0.33, 0.34, 满足 $\sum_{k=1}^3 \omega_k = 1$ 。

2.2 不均匀光照区域信息增强

不均匀光照区域相邻像素之间亮度差距较大,光照分量 $i(x, y)$ 形成的曲面在空间域波动较大,不均匀光照区域信息增强在于保留古城墙表面病害图像细节的同时,尽可能地使光照分量 $i(x, y)$ 曲面平滑。2D-Gamma 函数^[26]可利用图像光照分量分布特性自适应地调整 Gamma 参数,实现平滑 $i(x, y)$,增强不均匀光照区域隐藏信息的目的。但 2D-Gamma 函数受 Gamma 校正参数限制,对过亮或偏暗区域的亮度值抑制幅度或增强幅度较小,校正效果不显著,无法凸显图

像全部的隐藏细节信息。

为了显著降低过亮区域亮度值,增强偏暗区域亮度值,最大化凸显图像隐藏细节信息,对于输入古城墙表面病害图像 $f(x, y)$,根据光照分量与均值的偏差值非线性变换确定 Gamma 校正参数,构造增强 2D-Gamma 函数,进而改善图像整体亮度。增强 2D-Gamma 函数的数学表达式为

$$o(x, y) = 255 \times \left[\frac{v(x, y)}{m} \right]^\varphi。 \quad (5)$$

Gamma 校正参数定义为

$$\varphi = \left[\frac{1}{2} \frac{m - i(x, y)}{m} \right]^2, \quad (6)$$

式中: $v(x, y)$ 为输入图像的亮度值; $o(x, y)$ 为校正后输出图像的亮度值; φ 是 Gamma 校正参数; m 为光照分量均值。由式(5)和式(6)可知,增强 2D-Gamma 函数将每个像素点处的光照值 $i(x, y)$ 和亮度值 $v(x, y)$ 作为在该点的参数,以实现图像亮度值的自适应校正。 $m=128, f(x, y)$ 在 (x, y) 的亮度值为 120,则在相同像素点提取到的输入图像光照分量 $i(x, y)=64, \varphi \approx 0.4998, o(x, y)=174.94$ 。不同光照条件下古城墙表面病害图像亮度值经增强 2D-Gamma 函数校正后的结果如表 1 所示。

表 1 不同光照条件下增强 2D-Gamma 函数校正后的图像亮度值

Table 1 Image brightness values corrected by enhanced 2D-Gamma function under different lighting conditions

Image brightness $v(x, y)$	$i(x, y)=0$	$i(x, y)=64$	$i(x, y)=128$	$i(x, y)=192$	$i(x, y)=255$
0	0	0	0	0	0
20	134	73	20	1.6	0.004
40	160	102	40	5.7	0.16
60	177	125	60	14	0.83
80	190	144	80	25	2.59
100	201	161	100	39	9.8
120	211	176	120	56	18
140	219	190	140	77	32
160	227	203	160	101	51
180	233	214	180	125	73
200	239	225	200	155	107
220	245	236	220	189	150
240	249	247	240	225	205
255	255	255	255	255	255

由表 1 可知:假设光照分量均值为 128,当输入图像某点的光照分量分别为 0 和 64,小于光照分量均值 m 时,增强 2D-Gamma 函数提高像素点亮度值;当输入图像某点的光照分量等于图像光照分量均值 m 时,像素点处的亮度值不变;当输入图像某点的光照分量值

分别为 192 和 255,大于图像光照分量均值 m 时,增强 2D-Gamma 函数衰减像素点亮度值。增强 2D-Gamma 函数与 2D-Gamma 函数在不同光照条件下的图像亮度校正曲线如图 1 所示。

由图 1 可知:与 2D-Gamma 函数相比,当输入图像

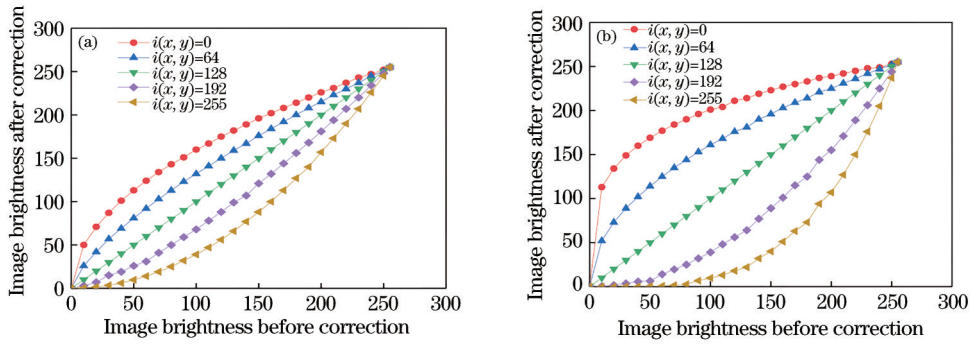


图 1 不同光照条件下图像亮度校正前后变化。(a) 2D-Gamma 函数;(b)增强 2D-Gamma 函数

Fig. 1 Changes of image brightness before and after correction under different lighting conditions. (a) 2D-Gamma function; (b) enhanced 2D-Gamma function

某点 (x, y) 的光照值小于光照分量均值时,增强 2D-Gamma 函数可大幅度提高该点的亮度值,显现暗区域更多隐藏信息;当输入图像某点 (x, y) 的光照值大于光

照分量均值时,增强 2D-Gamma 函数可显著衰减该点的亮度值,得到较好的校正效果。所提增强 2D-Gamma 函数校正前后古城墙表面病害对比如图 2 所示。

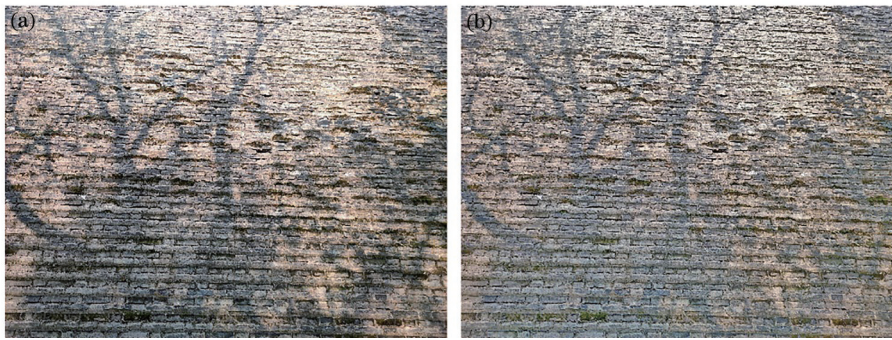


图 2 增强 2D-Gamma 函数校正前后的图像对比。(a)增强 2D-Gamma 函数校正前;(b)增强 2D-Gamma 函数校正后

Fig. 2 Image comparison before and after the enhanced 2D-Gamma function correction. (a) Before the enhanced 2D-Gamma function correction; (b) after the enhanced 2D-Gamma function correction

由图 2 可知,增强 2D-Gamma 函数利用光照分量自适应校正,使遮挡和阴影导致的亮度值较低的区域亮度得到了明显的提高,古城墙表面病害图像中偏亮区域的亮度也得到了减弱,降低了光照不均对图像的影响,呈现了不均匀光照区域更多隐藏细节信息。

2.3 高亮区域信息增强

自然条件下采集的古城墙表面病害图像同时存在不均匀光照区域和高亮区域。增强 2D-Gamma 函数

可以根据光照分量分布特性有效校正古城墙表面病害图像不均匀光照区域像素点的亮度值,恢复隐藏信息,但其对高亮区域亮度值衰减较弱。城墙表面光照过强会导致图像原始细节纹理信息被隐藏,影响高亮区域病害识别准确率。同态滤波可以在频域中压制低频分量,降低图像亮度动态范围,从而减少光照变化。因此采用同态滤波降低高亮区域的亮度值,有效提取古城墙表面病害特征。同态滤波算法流程如图 3 所示,其中 DFT 为离散傅里叶变换。

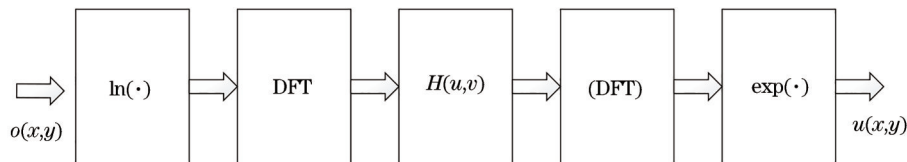


图 3 同态滤波算法框图

Fig. 3 Block diagram of homomorphic filtering algorithm

根据图像光学特征,待处理图像 $o(x, y)$ 可以看作光照分量 $i_1(x, y)$ 与反射分量 $r_1(x, y)$ 的乘积,建立的反射模型为

$$o(x, y) = i_1(x, y) \cdot r_1(x, y). \quad (7)$$

对反射模型两边取对数,得

$$\ln [o(x, y)] = \ln [i_1(x, y) \cdot r_1(x, y)] = \ln i_1(x, y) + \ln r_1(x, y). \quad (8)$$

再对式(8)进行 Fourier 变换,把空域中的乘积变为频域中和的形式,表达式为

$$F\{\ln [o(x, y)]\} = F\{\ln [i_1(x, y)]\} + F\{\ln [r_1(x, y)]\}. \quad (9)$$

令 $O(u, v) = F\{\ln [o(x, y)]\}$, $I_1(u, v) = F\{\ln [i_1(x, y)]\}$, $R_1(u, v) = F\{\ln [r_1(x, y)]\}$, 则式(9)变换为

$$O(u, v) = I_1(u, v) + R_1(u, v). \quad (10)$$

同态滤波算法中,选择滤波函数对 $O(u, v)$ 进行滤波是削弱低频分量增强高频分量的关键,同态滤波传递函数如图 4 所示。

由图 4 可知,同态滤波函数曲线近似于高通滤波

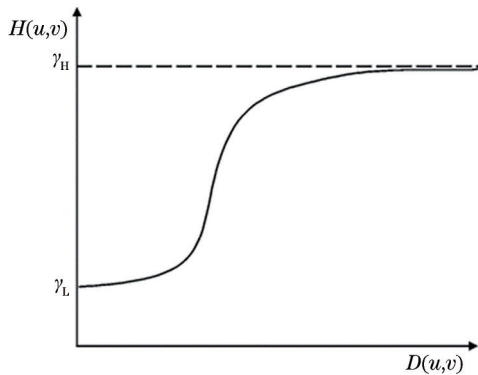


图 4 同态滤波传递函数

Fig. 4 Homomorphic filter transfer function

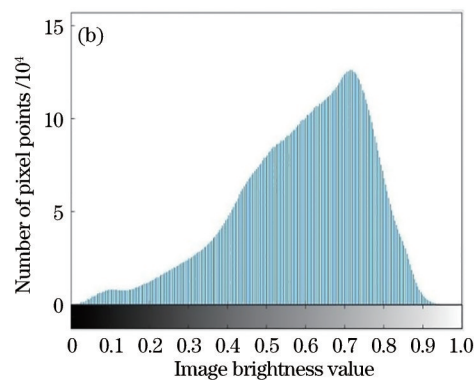
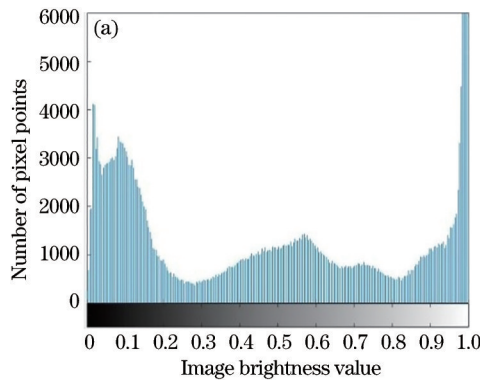


图 5 校正前后图像的亮度直方图对比。(a)校正前的亮度直方图;(b)校正后的亮度直方图

Fig. 5 Comparison of brightness histograms of images before and after correction. (a) Brightness histogram before correction; (b) brightness histogram after correction

由图 5 可知,经所提方法处理后,不仅原图像中亮度值较低的大部分像素点得到了增强,亮度值较高的像素点得到了减弱,而且高亮区域像素点的亮度值也有所衰减,压缩了图像亮度动态范围,增强了古城墙表面病害图像的隐藏信息。校正后古城墙表面病害图像整体亮度分布呈正态分布,趋近于原图像的亮度均值,更符合人类的视觉感知系统。

器,因此选择高斯高通滤波函数 $H(u, v)$ 对式(10)在频域空间进行滤波处理,衰减光照分量(低频部分),增强反射分量(高频部分)。高斯高通滤波函数的数学表达式为

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) \left\{ 1 - \exp \left[\frac{-e_1 [D^2(u, v)]}{D_0^2} \right] \right\} + \gamma_L, \quad (11)$$

式中: D_0 为高斯滤波器的截止频率; γ_H 为高频增益; γ_L 为低频增益; 常数 e_1 用来控制滤波器函数斜面的锐化程度; $D(u, v)$ 表示频率 (u, v) 到滤波器中心 (u_0, v_0) 的距离。取 $D_0 = 10000$, $\gamma_H = 2$, $\gamma_L = 0.25$, $e_1 = 1$, 则高斯高通滤波函数对式(10)滤波后的结果为

$$H(u, v)O(u, v) = H(u, v)I_1(u, v) + H(u, v)R_1(u, v). \quad (12)$$

再对式(12)进行 Fourier 逆变换,使图像由频域回到空间域中,表达式为

$$F^{-1}[H(u, v)O(u, v)] = F^{-1}[H(u, v)I_1(u, v)] + F^{-1}[H(u, v)R_1(u, v)]. \quad (13)$$

令 $h_{o(x, y)} = F^{-1}[H(u, v)O(u, v)]$, $h_{i(x, y)} = F^{-1}[H(u, v)I_1(u, v)]$, $h_{r(x, y)} = F^{-1}[H(u, v)R_1(u, v)]$, 则式(13)变换为

$$h_{o(x, y)} = h_{i(x, y)} + h_{r(x, y)}. \quad (14)$$

对式(14)两边取指数,得到同态滤波后的图像为 $g'(x, y) = \exp [h_{o(x, y)}] = \exp [h_{i(x, y)}] \exp [h_{r(x, y)}]$ 。

$$(15)$$

经增强 2D-Gamma 和同态滤波处理前后,图像的亮度直方图对比如图 5 所示。

增强 2D-Gamma 和同态滤波较好地解决了古城墙表面病害图像隐藏信息增强问题,但校正后亮度分量经同态滤波处理后,图像整体清晰度较差。灰度值是表明图像明暗的数值,包含丰富重要的信息。因此引入权重系数将同态滤波处理后的亮度值与原图像灰度值线性加权融合,得到融合后的亮度值,并与色调图像和饱和度图像共同重构出清晰的隐藏信息区域增强

图像。融合后的亮度值为

$$u(x, y) = \alpha \cdot g_r(x, y) + (1 - \alpha) \cdot g'(x, y), \quad (16)$$

式中： $u(x, y)$ 为融合后图像亮度值； $g_r(x, y)$ 为输入图像的灰度图像； α 为权重系数， $0 \leq \alpha \leq 1$ 。图像亮度均匀性是衡量图像质量的重要指标，经过多次实验，确定 α 的取值对亮度均匀性的影响如图 6 所示。由图 6 可知，当 $\alpha = 0.2$ 时对应的亮度均匀性较高，重构出的隐藏信息区域增强图像质量较好，所包含的信息量更多，所以确定权重系数 $\alpha = 0.2$ 。

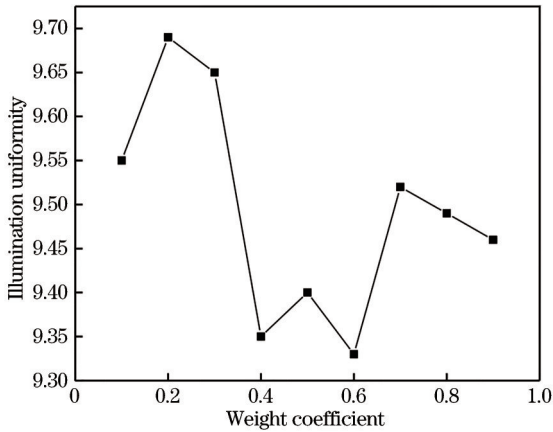


图 6 权重系数对光照均匀度的影响

Fig. 6 Influence of the weight coefficient on the uniformity of illumination

图像亮度值线性加权融合前后的图像对比如图 7 所示。由图 7 可知，图像像素点校正后的亮度值与古城墙表面病害图像灰度值线性加权融合后，古城墙表面图像砖块和病害边缘细节更明显，纹理信息更突出，图像的清晰度有所提高。

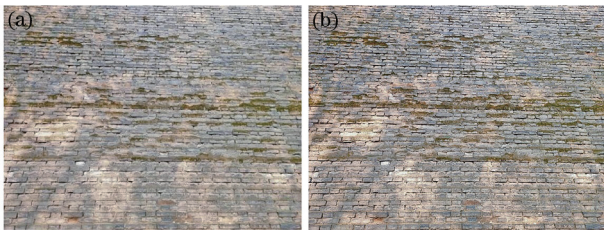


图 7 线性加权融合前后的图像对比。(a)同态滤波处理后的图像；(b)线性加权融合后的图像

Fig. 7 Image comparison before and after linear weighted fusion. (a) Homomorphic filtered image; (b) linearly weighted fusion image

2.4 古城墙表面病害图像细节信息增强

光照分布情况体现在入射分量 $i(x, y)$ 中，所含图像信息很少，而图像的细节等特性主要反映在反射分量 $r(x, y)$ 中，属于高频成分。光照分量校正可以均匀图片整体亮度，恢复不均匀光照区域和高亮区域细节信息，但却无法增强图像的边缘和纹理，甚至光照分量自适应校正古城墙表面病害图像亮度时还可能导致原图像细

节的丢失或弱化。边缘纹理信息对古城墙病害特征提取与识别起着重要作用。为此，首先校正改善图像的亮度，显现隐藏区域图像信息，然后利用边缘提取算子增强古城墙表面病害图像细节边缘，即可实现在调整光照分量的同时，有效增强可识别特征的目的。选用三种不同类型边缘提取算子提取古城墙表面病害图像边缘细节信息，并与隐藏信息增强后的图像进行线性融合，利用支持向量机分类器识别线性融合后的古城墙表面病害图像并计算病害识别准确率。不同类型边缘提取算子对古城墙表面病害的识别准确率如图 8 所示。

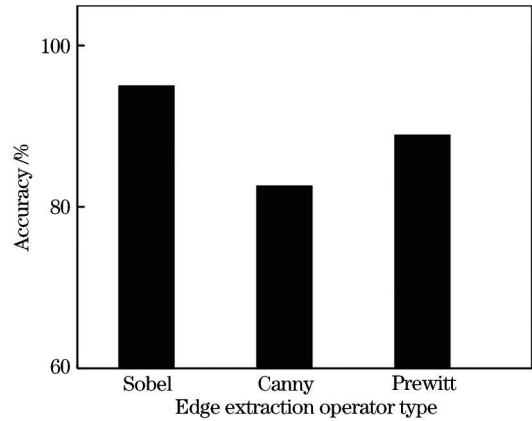


图 8 边缘提取算子对病害的识别准确率

Fig. 8 Accuracy of edge extraction operator for disease recognition

由图 8 可知，采用 Sobel 算子对古城墙表面病害进行细节增强时识别准确率最高，且 Sobel 算子计算简单、复杂度低。因此进一步利用系数因子将隐藏区域增强图像和 Sobel 边缘特征提取图像线性融合，具体计算过程为

$$f_g(x, y) = f'(x, y) + \epsilon \cdot f(g), \quad (17)$$

式中： $f_g(x, y)$ 表示加权融合后的图像； $f'(x, y)$ 为隐藏信息增强图像； ϵ 表示加权因子； $f(g)$ 表示边缘特征提

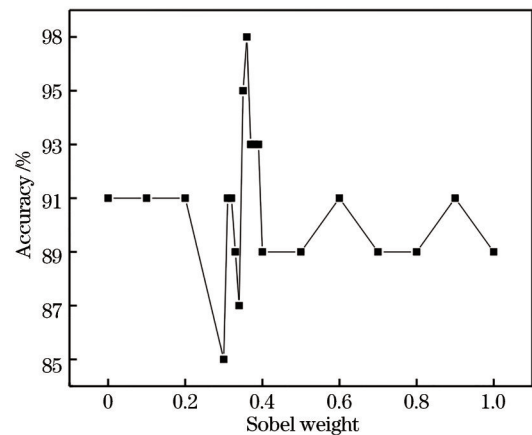


图 9 不同加权因子 ϵ 对城墙病害识别准确率的影响

Fig. 9 Influence of different weighting factors ϵ on the accuracy of city wall disease recognition

取图像。通过多次实验,测试加权因子 ϵ 在不同取值情况下对古城墙表面病害识别准确率的影响,结果如图 9 所示。由图 9 可知, $\epsilon = 0.36$ 时对应的古城墙病害识别准确率最高,因此选取 $\epsilon = 0.36$ 作为融合参数。

2.5 图像信息增强方法流程设计

古城墙表面病害 RGB 图像三个颜色通道会随亮度变化,HSV 颜色空间相比 RGB 颜色空间更符合人眼对色彩的感知经验,且亮度可单独操作,不会影响色调和饱和度,减少色彩失真现象,因此在 HSV 颜色空

间中处理古城墙表面病害图像。在对输入古城墙表面病害图像 $f(x, y)$ 分离亮度图像 $v(x, y)$,提取图像光照分布情况,增强 2D-Gamma 函数和同态滤波根据不均匀光照区域和高亮区域光照分布情况调整参数,校正亮度,增强不均匀光照区域和高亮区域隐藏信息;利用 Sobel 算子增强原图像全局细节纹理信息。三者结合,可以兼顾古城墙表面病害图像全局特性和局部细节纹理信息,实现古城墙表面病害图像信息增强。古城墙表面病害图像信息增强方法流程如图 10 所示。

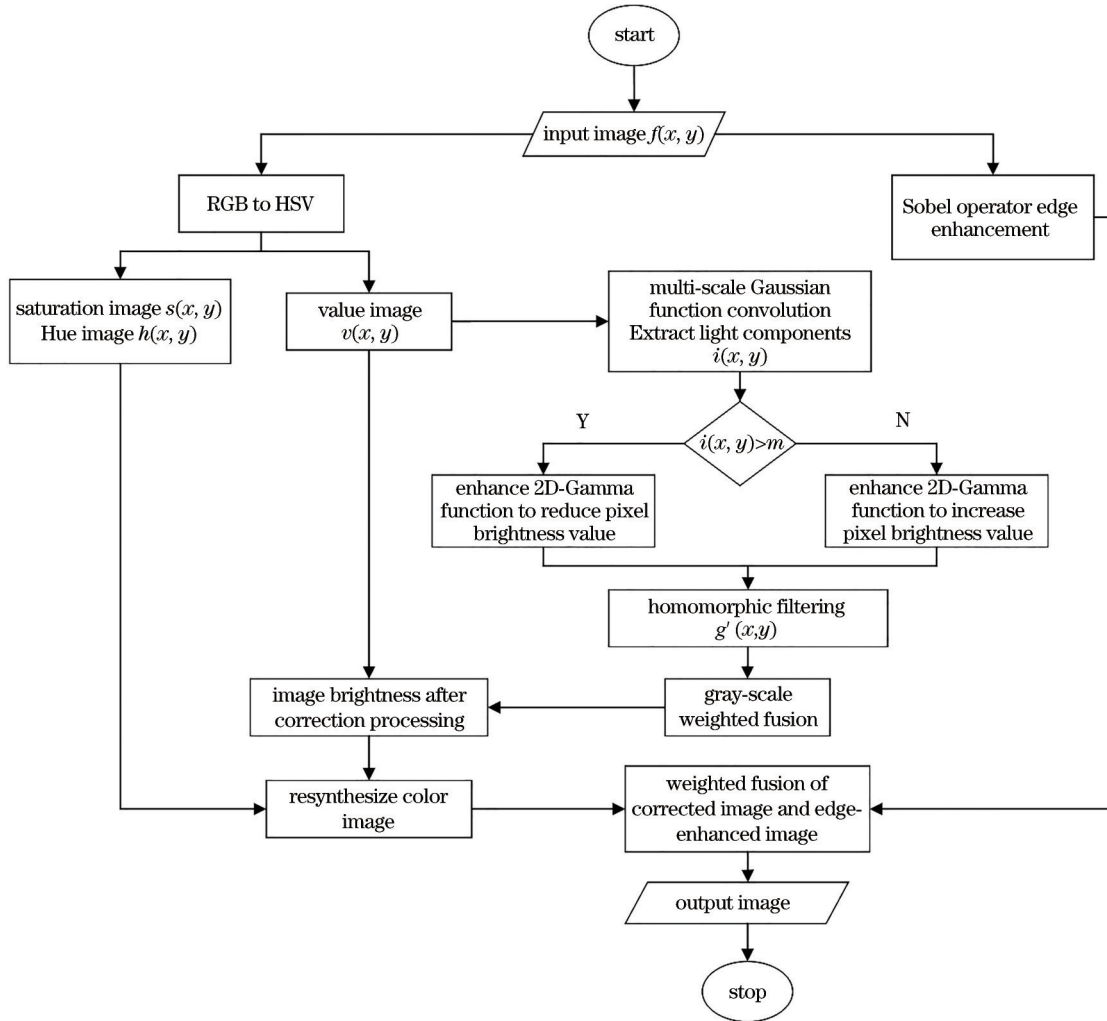


图 10 所提方法流程图

Fig. 10 Flow chart of the proposed method

3 实验结果与分析

通过 CCD 相机及三脚架上所置水平仪确保相机处于水平工作位置,采用电脑控制的电子快门保证在其工作时静止不动,调节焦距使被测对象保持在 CCD 相机取景画面中央,同时保持拍摄距离、曝光时间、光圈大小和感光度不变。在多种光照变化模式下采集古城墙表面病害图像,并分别使用 Gamma 校正方法、同态滤波方法、Enlighten GAN^[26]及所提方法对图像进行信息增强处理。

3.1 主观评价

在处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-8265U CPU@ 1.60 GHz,内存为 8 GB,操作系统为 Windows 10 的电脑上利用 MATLAB R2018b 软件进行仿真实验,四种方法的处理结果如图 11 所示。

由图 11 可知:对于古城墙表面病害图像,Gamma 校正增强效果不显著,处理结果与原图相比并无明显变化,由于光照和遮挡,被隐藏的图像细节信息仍然不可见;同态滤波处理后图像整体偏暗,虽然有效抑制了光照过强区域的亮度值,但同时也降低了整幅图

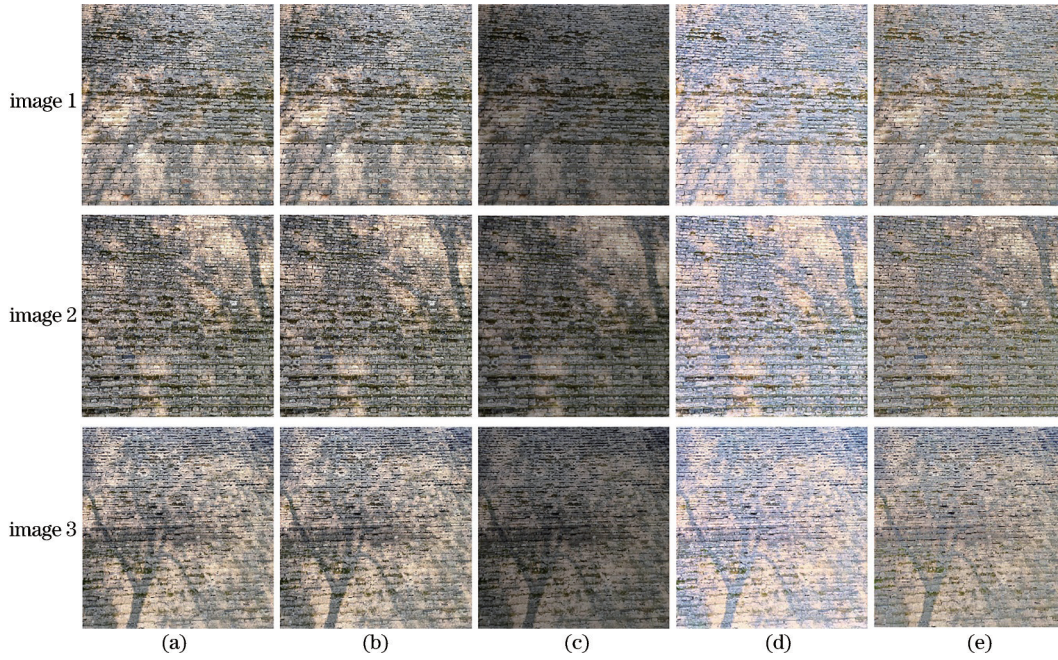


图 11 四种方法处理结果。(a)原图;(b) Gamma 函数;(c)同态滤波;(d) Enlighten GAN;(e)所提方法

Fig. 11 Four algorithm processing results. (a) Original images; (b) Gamma function; (c) homomorphic filtering; (d) Enlighten GAN; (e) proposed method

像平均灰度值和对比度,损失了古城墙病害图像部分有效信息,细节纹理不清晰,图像整体视觉较差; Enlighten GAN 虽然增加了图像整体的亮度值,但是色彩失真现象严重,存在大量噪声,使得古城墙表面盐析病害难以识别;所提方法对古城墙表面病害图像取得了较好的增强效果,降低了光照过强区域的亮度值,提高了光照偏低区域的亮度值,显现不均匀光照区域和高亮区域隐藏图像细节信息,图像细节丰富,色彩自然。

3.2 客观评价

为了客观评价所提方法的有效性,采用图像的亮度均匀性、亮度均值、图像细节指标和平均梯度作为客观评价指标对古城墙表面病害信息增强图像进行定量评价。图像亮度均匀性是度量亮度分布是否平滑的重要评价标准,图像亮度均值和图像细节指标可以衡量图像信息量大小;平均梯度用相邻点的差分计算梯度

值,是衡量图像清晰度的重要指标。

图像亮度均值(average illumination)定义为

$$\mu = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N i(x, y)}{M \cdot N} \quad (18)$$

图像亮度均匀性(illumination uniformity)定义为

$$Q = \frac{M \cdot N}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |i(x, y) - \mu|} \quad (19)$$

图像细节指标(image details)定义为

$$P = \frac{\sum |g_r(x+1, y) - g_r(x, y)|}{M \cdot N} + \frac{\sum |g_r(x, y+1) - g_r(x, y)|}{M \cdot N} \quad (20)$$

平均梯度(average gradient)定义为

$$\sigma = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[g_r(x, y) - g_r(x+1, y)]^2 + [g_r(x, y) - g_r(x, y+1)]^2}{2}} \quad (21)$$

式中: $i(x, y)$ 为背景每个像素的亮度值; M 和 N 分别代表图像的长与宽; $g_r(x, y)$ 为背景每个像素的灰度值。本研究引入层次分析法对图像的亮度均匀性、亮度均值、图像细节指标和平均梯度 4 种图像质量客观评价进行权重评估,确定各指标的权重,建立加权评价指标(weighted evaluation),定义为

$$\partial = 0.55 \cdot Q + 0.07 \cdot \mu + 0.25 \cdot P + 0.13 \cdot \sigma \quad (22)$$

表 2 分别列出了 4 种方法所得结果的性能指标

比较。

由表 2 可知:Gamma 校正后图像的亮度均匀度、图像细节指标、平均梯度与原图相比没有明显的提升,变化不显著;同态滤波虽然可以很好地均匀光照,但是图像均值、图像细节指标和平均梯度相比原图减少了将近一半,图像的细节信息损失严重;Enlighten GAN 处理的图像与原图相比局部曝光过度,丢失了部分细节信息,使得目标区域难以识别;所提方法校正后的图

表 2 四种方法的性能指标比较
Table 2 Comparison of performance indicators of four methods

Image	Evaluation index	Original image	Gamma correction	Homomorphic filtering	Enlighten GAN	Proposed method
Image 1	Average illumination	5.2006	5.2126	9.6416	6.2620	6.2450
	Illumination uniformity	0.5988	0.6401	0.3428	0.7903	0.6346
	Image details	32.1773	32.8856	16.7305	29.1454	37.6107
	Average gradient	10.29	10.43	5.31	9.1360	11.93
	Weighted evaluation	12.2843	12.4890	10.1998	11.9734	14.4327
Image 2	Average illumination	5.0787	5.0896	8.4257	5.5420	6.0403
	Illumination uniformity	0.5321	0.5319	0.3719	0.7449	0.5759
	Image details	32.2327	32.8913	17.3015	31.5139	38.8597
	Average gradient	10.19	10.33	5.45	9.7957	12.21
	Weighted evaluation	12.2134	12.4022	9.6940	12.3071	14.6647
Image 3	Average illumination	5.1728	5.1746	8.8502	6.6844	6.3356
	Illumination uniformity	0.6121	0.6119	0.3478	0.8112	0.6475
	Image details	32.7037	33.4407	19.9558	29.3418	38.0983
	Average gradient	10.49	10.65	6.36	9.2131	12.12
	Weighted evaluation	12.4275	12.6335	10.7077	12.2664	14.6300

像在亮度均匀度、亮度均值、图像细节指标和平均梯度 4 方面的加权评价结果都要优于其他三种方法。所提方法的优势主要表现在亮度均匀度变大,说明图像亮度分布更加均匀;光照均值和图像细节指标提高,说明校正后图像细节信息更丰富,所包含的信息量进一步增加,可以从中提取到更多的有效信息;平均梯度值有较大提升,说明处理后的图像的清晰度有所提高。由此可见,所提方法对古城墙表面病害图像取得了比较好的信息增强效果。

为进一步验证所提方法对古城墙表面病害图像的处理效果,共使用 420 张城墙表面病害图像,其中训练

集 138 张为生物病害图像,154 张为盐析病害图像,测试集 128 张为受光照变化和遮挡阴影干扰的低质量图像。分别采用 Gamma 函数、同态滤波、Enlighten GAN 和所提方法对测试集图像进行预处理,由于古城墙表面生物病害和盐析病害图像样本有限,因此选择支持向量机分类器识别古城墙表面病害,结果如表 3 所示。由表 3 可知,受干扰的古城墙表面病害识别准确率仅有 74.80%,经所提方法进行图像信息增强后,对病害的识别准确率达到了 91.41%,由此可见,所提方法可以有效恢复古城墙表面病害图像隐藏的细节纹理信息,增强病害可识别特征,提高古城墙表面病害识别的准确率。

表 3 四种方法的识别准确率
Table 3 Recognition accuracy of four methods

Method	Total number of test images	Correct recognition number	Accuracy /%
Original image	128	96	74.80
Gamma correction	128	105	77.95
Homomorphic filtering	128	108	84.25
Enlighten GAN	128	71	55.47
Proposed method	128	117	91.41

3.3 鲁棒性分析

为了更进一步分析所提方法在隐藏图像信息增强中的鲁棒性,对古城墙表面病害图像附加一定大小的“椒盐”噪声,噪声密度依次为 0.02, 0.04, 0.06, 0.08, 0.10;然后利用 Gamma 校正方法、同态滤波方法、Enlighten GAN 及所提方法对附加“椒盐”噪声的图像进行信息增强处理,并采用图像的亮度均匀性、

亮度均值、图像细节指标和平均梯度以及加权评价指标分别对增强后的图像进行评价,评价结果如表 4 所示。

由表 4 可知,在相同仿真实验条件下,对古城墙表面病害图像分别添加不同密度椒盐噪声后,所提方法对信息增强后图像的加权评价指标优于其余三种算法。在不同大小的“椒盐”噪声干扰下,所提方法依然

表 4 加噪图像质量评价结果
Table 4 Results of the evaluation of image quality with noise

Noise density	Method	Average illumination	Illumination uniformity	Image details	Average gradient	Weighted evaluation
0.02	Gamma correction	5.5107	0.6060	47.8939	15.0239	16.9986
	Homomorphic filtering	9.0385	0.4238	34.2431	10.5913	14.9384
	Enlighten GAN	5.5075	0.6061	47.8612	15.0062	16.9876
	Proposed method	6.7123	0.6085	49.3029	15.3466	18.0551
0.04	Gamma correction	5.4313	0.6078	56.6901	17.6842	19.5028
	Homomorphic filtering	8.8502	0.4220	41.9136	12.8809	17.0500
	Enlighten GAN	5.4270	0.6084	56.6316	17.6889	19.4849
	Proposed method	6.5405	0.6102	57.7359	17.9046	20.4016
0.06	Gamma correction	8.6394	0.4190	47.4667	14.5372	18.5375
	Homomorphic filtering	5.3598	0.6103	63.8462	19.8968	21.5387
	Enlighten GAN	5.3569	0.6121	63.7545	19.9345	21.5193
	Proposed method	6.3608	0.6124	64.7129	20.0575	22.3270
0.08	Gamma correction	5.2989	0.6130	60.8463	21.7687	20.9988
	Homomorphic filtering	8.5363	0.4075	51.2301	15.6547	20.3643
	Enlighten GAN	5.2994	0.6163	69.7201	20.7456	23.2147
	Proposed method	6.2507	0.6085	70.3112	21.7950	23.8916
0.10	Gamma correction	5.2437	0.6156	70.2117	23.4434	23.6277
	Homomorphic filtering	8.4295	0.4049	54.4469	16.6153	20.4363
	Enlighten GAN	5.2486	0.6201	75.0513	23.5530	24.7548
	Proposed method	6.1166	0.6088	75.4713	23.3984	25.3772

能保持较好的图像信息增强效果,说明所提方法具有较好的鲁棒性。

4 结 论

室外自然条件下获取的古城墙表面病害图像不均匀光照区域和高亮区域同时存在,隐藏了古城墙表面病害图像有效信息,增加了病害特征提取与识别的难度。所提方法通过融合增强 2D-Gamma 函数和同态滤波平滑光照分量 $i(x, y)$, 增强不均匀光照区域和高亮区域隐藏信息,同时结合 Sobel 算子增强细节边缘,以保持原图像细节信息。实验结果表明,所提方法不仅有效提高了原图像偏暗像素区域的亮度值,降低了过亮像素区域的亮度值,显现了不均匀光照区域和高亮区域隐藏的细节纹理信息,且复原后的古城墙表面病害图像细节丰富、色彩自然,避免了传统的 Retinex 算法对图像的影响,在客观评价方面也具有明显优势。未来可以对古城墙表面病害图像信息增强算法进行进一步优化,降低时间复杂度,并将算法应用于智能监控等系统进行视频处理,实现视频图像信息增强处理,提高成像质量。

参 考 文 献

- [1] 张宁宁. 中国古城墙的文化价值及云展览现状探析[J]. 大众标准化, 2021(2): 131-133.
- [2] 白禹, 张中俭, 刘鹏辉, 等. 古城墙古砖的病害分类[J]. 山西建筑, 2020, 46(1): 30-32.
- [3] 储霞, 吴效明, 黄岳山. 照度不均匀图像的自动 Gamma 灰度校正[J]. 微计算机信息, 2009, 25(18): 292-293, 274.
- [4] 王涛, 岳亚洲. 基于直方图均衡化的景象匹配导航方法研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(7): 32-35.
- [5] 徐先明. 基于梯度直方图均衡化的图像增强算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
- [6] Abdullah-Al-Wadud M, Kabir M H, Dewan M A A, et al. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2020, 66(2): 131-133.

- Electronics, 2007, 53(2): 593-600.
- [7] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology, 2004, 38(1): 35-44.
- [8] Md Shukri D S, Asmuni H, Othman R M, et al. An improved multiscale Retinex algorithm for motion-blurred iris images to minimize the intra-individual variations[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(9): 1071-1077.
- [9] 王奎, 黄福珍. 基于光照补偿的 HSV 空间多尺度 Retinex 图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(10): 1010004.
Wang K, Huang F Z. HSV space multi-scale Retinex image enhancement based on illumination compensation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(10): 1010004.
- [10] 李博文, 唐贵进, 崔子冠. 基于 Retinex 模型的弱光照图像增强算法[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(5): 79-84.
Li B W, Tang G J, Cui Z G. A weakly illuminated image enhancement algorithm based on Retinex model[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(5): 79-84.
- [11] Lee S, Kwon H, Han H, et al. A space-variant luminance map based color image enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(4): 2636-2643.
- [12] 李连志, 邢川. 基于同态滤波的平面视觉图像色彩增强算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(2): 249-252, 426.
Li L Z, Xing C. Color enhancement algorithm of plane vision image based on homomorphic filtering[J]. Computer Simulation, 2021, 38(2): 249-252, 426.
- [13] Bychkovsky V, Paris S, Chan E, et al. Learning photographic global tonal adjustment with a database of input/output image pairs[C]//CVPR 2011, June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE Press, 2011: 97-104.
- [14] Hwang S J, Kapoor A, Kang S B. Context-based automatic local image enhancement[M]//Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7572: 569-582.
- [15] Yan J Z, Lin S, Kang S B, et al. A learning-to-rank approach for image color enhancement[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 2987-2994.
- [16] Hu Y M, He H, Xu C X, et al. Exposure: a white-box photo post-processing framework[J]. ACM Transactions on Graphics, 2018, 37(2): 26.
- [17] Chen C, Chen Q F, Xu J, et al. Learning to see in the dark[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 3291-3300.
- [18] 王越, 王德兴, 袁红春, 等. 基于金字塔注意力机制和生成对抗网络的水下图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 1610006.
Wang Y, Wang D X, Yuan H C, et al. Underwater image enhancement based on pyramid attention mechanism and generative adversarial network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(16): 1610006.
- [19] Jiang Y F, Gong X Y, Liu D, et al. EnlightenGAN: deep light enhancement without paired supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2021, 30: 2340-2349.
- [20] Land E H. An alternative technique for the computation of the designator in the Retinex theory of color vision[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1986, 83(10): 3078-3080.
- [21] 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.
- [22] Li X R, Pan J, He Y Q, et al. Bilateral filtering inspired locality preserving projections for hyperspectral images [J]. Neurocomputing, 2015, 164: 300-306.
- [23] 段柳. 基于光照估计和快速引导滤波的夜间图像去雾算法[J]. 现代计算机, 2019(36): 76-81.
Duan L. Nighttime image dehazing based on illumination estimation and fast guided filter[J]. Modern Computer, 2019(36): 76-81.
- [24] 李福文, 金伟其, 陈伟力, 等. 基于 Retinex 模型的彩色图像全局增强算法[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(8): 947-951.
Li F W, Jin W Q, Chen W L, et al. Global color image enhancement algorithm based on Retinex model[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2010, 30(8): 947-951.
- [25] Banić N, Lončarić S. Light random sprays Retinex: exploiting the noisy illumination estimation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(12): 1240-1243.
- [26] 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.