

同态滤波耦合后处理优化的图像增强算法

童莹

(武汉商学院 信息工程学院, 武汉 430056)

摘要: **目的** 为了提高图像增强算法中的亮度分布, 抑制伪光晕与噪声现象, 改善增强图像的细节与亮度。**方法** 提出一种同态滤波耦合后处理优化的图像增强方案。首先, 利用引导滤波器估计输入图像的照度, 利用 YCbCr 色彩空间中平滑的 Y 通道为导向图像, 以有效捕捉真实场景的亮度, 准确计算图像照度。其次, 根据得到的照度估计, 提取图像景物的反射率, 为了同时提供动态范围压缩和色调再现, 设计一种多尺度 Retinex 和色彩修复算子, 利用 3 个不同尺度的 Gaussian 滤波加权组合, 进行彩色图像增强。最后, 为了实现多尺度 Retinex 与色彩修复算子的最优性能, 通过非线性拉伸和参数优化组成的自动后处理方法, 构建一种学习策略, 利用量子行为粒子优化机制 (QDPSO) 自适应地确定每个输入图像的最佳参数, 从而有效考虑了景物的照度与反射率的关系, 避免了色彩失真。**结果** 实验数据表明, 与当前常用的增强算法对比, 所提算法得到增强图像清晰度和细节更优, 更符合视觉的感知特性, 且效率更高, 耗时约为 0.7 s 左右。**结论** 所提算法具有良好的增强效果, 在图像信息处理领域具有一定的借鉴作用。

关键词: 图像增强; 同态滤波; 照度估计; 反射提取; 色彩修复; 后处理; 量子行为粒子优化

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)15-0227-10

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.15.036

The Image Enhancement Algorithm Based on Retinex Filter Coupling Post-processing Optimization

TONG Ying

(School of Information Engineering, Wuhan Business University, Hubei 430056, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the brightness distribution in the image enhancement algorithm, suppress the pseudo halo and noise, and improve the detail and brightness of enhancement image. An image enhancement scheme based on retinex filter coupling post-processing optimization was proposed. Firstly, a guided filter was used to estimate the illumination of the input image, and the smooth Y channel in the YCbCr color space was used as the guided image to effectively capture the brightness of the real scene and calculate the image illumination accurately. Secondly, according to the estimated illumination, the reflectivity of the image scene was extracted. In order to provide dynamic range compression and tone reproduction at the same time, a multi-scale Retinex and color repair operator was designed, which used three different scales of Gaussian filter weighting combination to enhance color image. Finally, to achieve the optimal performance of multi-scale Retinex and color repair operators, a learning strategy was explored through the automatic post-processing method consisting of nonlinear stretching and parameter optimization. The optimal parameters of each input image were determined adaptively by quantum particle swarm optimization (QDPSO), thus effectively considering the relationship between the illumination and the reflectivity of the scene, and avoiding the color distortion. The experimental data showed that, compared with the current commonly used enhancement algorithms, the proposed algorithm obtained higher clarity and details of the enhanced image, which was more aligned with the visual perception characteristics, and its efficiency was higher. The time consumed was about 0.7 s. With good enhancement effect, the proposed algorithm has certain reference value in the field of image information processing.

收稿日期: 2017-12-25

基金项目: 湖北省科技攻关计划基金 (2015AJ301B46)

作者简介: 童莹 (1981—), 女, 硕士, 武汉商学院讲师, 主要研究方向为计算机图像、信息处理、计算机应用技术。

KEY WORDS: image enhancement; Retinex filter; illumination estimation; reflection extraction; color repair; post-processing; QDPSO

图像增强是要将模糊图像变得清晰或突显某个局部感兴趣的区域,通过增加不同景物特征之间的差异,消除或减弱不感兴趣的区域,从而提高图像质量,更加便于观察与识别,改善视觉效果,为后续的特殊分析提供帮助^[1-2]。图像增强广泛用于侦察与包装印刷等领域^[2-4]。例如在当前印刷质量检测过程中,主要是利用机器视觉与相应的图像预处理技术来设计一套检测系统,而在此领域中的图像预处理技术,就需要用图像增强方法来提高采集图像的对比度,为后续检测结果的准确性提供保障,尤其是在快速印刷生产线上,系统采集到的图像的对比度和亮度通常都不是理想状态,这对后期的图像识别和处理都带来了一定的困难,因此,图像增强技术就显得尤为重要^[2]。例如在对印刷线路板 PCB (Printed Circuit Board) 的缺陷进行在线检测时,通常由于 PCB 图像的对比度较低、动态范围较小,因此,需要利用图像增强技术来增强对比度,从而扩大其灰度动态范围,有效分离目标区域与背景区域,有利于提高其检测精度^[3]。在侦察领域中,为了解决遮挡中的阴影,便于目标的识别与提取,可以通过图像增强来改善遥感图像的对比度与动态范围,避免扭曲变形,从而更真实地观察特征信息^[4]。

近些年来,学者对图像增强进行了各种研究,出现了较多的相关算法。例崔旭东等^[5]设计了基于 HE (Histogram Equalization) 与改进多尺度 Retinex (MSRCR) 的雾霾图像增强方案。该方案基于 HE 与 Retinex 思想,分别对图像进行 HE 与 MSRCR 增强。在 MSRCR 过程中,借助引导滤波来估计光照分量,然后对 HR 与 MSRCR 执行加权融合,得到增强图像。该方案改善了平均梯度与对比度,但是,HE 对所有信息都选择,会增强背景的对比度。HE 在对灰度级拉伸与合并过程中,使平均亮度发生改变,丢失了一些细节,且在高频分量中易产生过度增强。董丽丽等^[6]设计了局部梯度场均衡化的图像增强方案。该方案将梯度场缩减在一定的范围中,并在该范围内通过 HE 来构建目标梯度场,再重构生成增强图像。该算法可较好提高阴影区的细节与纹理显示,但是,在对图像增强的同时,使图像的高亮区也进行了扩张,放大了噪声,造成了局部亮度增强过度,影响了增强效果。Gu 等^[7]设计一种基于亮度通道优先(BCP)与细节变化(CoD)的 Retinex 图像增强方法。该方法首先利用 BCP 和 Retinex 模型从一个粗糙的图中估计照度。在此基础上,提出了一种结合导引滤波和一种新的全变分平滑算子来消除粗糙照度图中的块效

应,同时保持局部光滑性。此外,通过 CoD 提高退化图像的视觉效果。该方法有效增强细节,控制了噪声,但是,基于 Retinex 无法获取邻域信息,对全局性较差。Retinex 没有考虑失真与不同景深的局部信息,使得色彩与细节无法同时有效地增强。Se 等^[8]设计了一种对比度熵的小波变换(WT)图像增强算法方案,首先对图像 WT 分解,并对低频系数,利用直方图均衡的增强,同时,借助最大化对比度熵对高频系数进行增强,在利用逆 WT 生成增强图像,但是,此技术在增强的同时也导致色彩失真,并且丢失了部分细节,从而影响了图像质量。

针对上述图像增强中出现的问题,为了提高户外图像的视觉质量,特别是在阴影或弱光条件下的图像增强效果。文中设计了基于同态滤波耦合后处理优化的图像增强技术,并对提出增强算法进行验证。

1 相关工作

1.1 同态滤波^[9-10]

同态滤波(Retinex)是将频率过滤与灰度变换相结合的一种技术^[9],根据图像照度与反射率作为操作单元,通过改变灰度级与增加对比度来提高图像质量。通过该技术可使图像满足眼对亮度响应的非线性要求,从而解决了对图像 Fourier 变换的失真问题。Retinex 可避免照度不均的缺陷,在增加暗区细节的同时又可保持亮区细节。

对于待增强图像 $f(x,y)$,可利用照度函数 $i(x,y)$ 与反射 $r(x,y)$ 的乘积来描述,定义为^[10]:

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

式中: $i(x,y)$ 为物体的照度,与细节无关, $0 < i(x,y) < \infty$; $r(x,y)$ 为物体的细节,与照度无关, $0 < r(x,y) < 1$ 。由于 $i(x,y)$ 变化较小,可作为图像低频分量。 $r(x,y)$ 则为高频分量。通过分别计算 $i(x,y)$ 与 $r(x,y)$ 对灰度值的影响,从而表示了阴影区域的细节信息。

在式(1)中,由于 $i(x,y)$ 与 $r(x,y)$ 的乘积不能直接对照度与反射进行 Fourier 处理。对此,将式(1)取对数,在空间域中表示为:

$$\ln f(x,y) = \ln i(x,y) + \ln r(x,y) \quad (2)$$

再对式(2)进行 Fourier 变换,转换到频域,表示为:

$$F[\ln f(x,y)] = F[\ln i(x,y)] + F[\ln r(x,y)] \quad (3)$$

在图像 Fourier 变换中,照度 $F[\ln i(x,y)]$ 变化较小,频谱主要位于低频部分,而反射 $F[\ln r(x,y)]$ 的频

谱主要位于高频部分(细节与边缘)。通过取对数后, Fourier 变换的低频分量与照度密切相关, 而高频分量与反射密切相关。

设 $s(x, y)$ 表示 Fourier 逆变换, 其可定义为:

$$s(x, y) = F^{-1}[s(x, y)] = F^{-1}[H(\rho)F(x, y)] = F^{-1}[H(\rho)i(x, y)] + F^{-1}[H(\rho)r(x, y)] \quad (4)$$

式中: $H(x, y)$ 为 Retinex 函数; 在空域中, 通过 Retinex 滤波可有效调整照度与反射部分。 $H(\rho)$ 函数定义为:

$$H\left(\frac{\rho}{\rho_c}\right) = r_1 - r_2 \left[\frac{1}{1 + 2.415\left(\frac{\rho}{\rho_c}\right)^4} \right] \quad (5)$$

式中: $\rho = [(u - u_0)^2 + (v - v_0)^2]^{\frac{1}{2}}$ 为 (u, v) 频率到中心点 (u_0, v_0) 的距离; ρ_c 为截止频率; γ_1, γ_2 为修改因子; r_H, r_L 分别为高频与低频增益。 $\frac{\rho}{\rho_c} \geq 1$ 时, $r_H = r_L$;

$\frac{\rho}{\rho_c} < 1$ 时, $r_L = r_1 - r_2$ 。如果图像光照不均匀, 那么不同位置的亮度有一定差异, 则黑暗区域的细节比较模糊。为了消除这个不均匀性, 需要降低照度函数的灰度值范围, 也就是降低照度函数分量, 增加反射函数值。通过 Retinex 函数 $H(\rho)$, 压缩了低频, 扩展了高频, 使得黑暗区域细节变得清晰, 同时保留明亮区域细节。

1.2 粒子群优化^[11-12]

在粒子群优化中 (PSO), 粒子的轨迹通过位移与速度来确定^[11]。在量子学中, 轨迹不起任何作用, 根据不确定思想, 粒子的位移与速度无法同时确定。如果 PSO 包含了量子行动, 那么 PSO 的过程将不同。

对于 QDPSO (Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization) 而言, 其具有更强的搜索能力与效率, 所使用的参数更少^[12], 在图像增强领域得到了广泛应用。如果在 D 维空间中存在 m 个粒子, 则第 i 个粒子的位置表示为^[12]:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2} \cdots x_{iD}), i = 1, 2 \cdots m \quad (6)$$

将 x_i 代入到目标方程中, 可算出适应值。设第 i 个粒子的搜索最佳位置为:

$$x_i = (p_{i1}, p_{i2} \cdots p_{iD}), i = 1, 2 \cdots m \quad (7)$$

全部粒子的最佳位置表示:

$$\bar{p}_g = (p_{g1}, p_{g2} \cdots p_{gD}) \quad (8)$$

中心点表示为:

$$p = (r_1 p_{id} + r_2 p_{gd}) / (r_1 + r_2) \quad (9)$$

粒子更新操作为:

$$x_{id}(t+1) = p - l \ln(1/u) \quad (10)$$

式中: r_1, r_2, u 为处于 $[0, 1]$ 间的随机数; t 为迭代

次数。由于 QDPSO 只需计算粒子飞行位置, 从而有效提高了计算速度。

基于上述观察, 提出了寻找最佳参数作为 M_{CNC} 最大化的方法, 定义为:

$$\begin{aligned} < \gamma_r^*, \gamma_g^*, \gamma_b^*, v_a^* > = \arg \max M_{CNC}(R^{out}(\gamma_r, \gamma_g, \gamma_b, v_a)) \\ & \text{条件 } 0.5 \leq \gamma_i \leq 2.0, i \in \{R, G, B\} \\ & 2.5 \leq v_a \leq 3.0 \end{aligned} \quad (11)$$

式中: v_a 为截断因子; γ_i 为 gamma 系数;

$R^{out}(\gamma_r, \gamma_g, \gamma_b, v_a)$ 为增强图像的 $(\gamma_r, \gamma_g, \gamma_b, v_a)$ 的输出。详细的量子粒子群优化过程见文献[12]。

2 文中图像增强算法

所提算法的增强过程见图 1。主要包括 3 部分组成: 基于照度估计; 反射提取与彩色恢复; 后处理优化。在照度估计中, 利用平滑的 Y 通道作为引导滤波器的导引图像, 能够更好地反映真实场景的照度。反射提取与彩色恢复中, 根据图像照度估计, 利用 3 个不同尺度的 Gaussian 滤波器加权组合, 设计了一种多尺度 Retinex 与色彩修复函数, 进行彩色图像增强。为了进一步提高算法的鲁棒性, 设计了一个学习策略, 通过 QDPSO 自适应地确定后处理的最大 M_{CNC} 函数所对应的参数最优值。

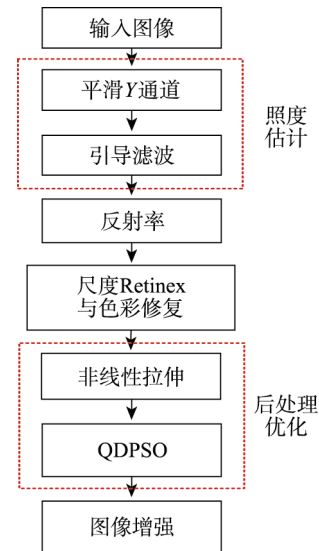


图 1 文中算法框架

Fig.1 The framework of the proposed algorithm

2.1 照度估计

导向滤波 (GF) 是利用引导图 G , 对目标图 P 进行滤波操作, 使输出图与 P 相同, 但纹理与 G 相同, 被广泛应用于边缘保持的图像平滑^[13]。对于简单平滑算子, 在滤波过程中, 对噪声与边缘采取的措施是一致的, 降低噪声的同时也平滑了边缘与细节, 因

此,文中通过 GF 平滑算子,将导向图像的结构转换为滤波输出,同时保持边缘与细节。对于一幅 YCbCr 颜色空间的输入图像,由于 Y 能更好地反映真实场景的亮度,因此,文中利用 Y 通道作为引导图像估计其照度。在实际应用中,发现 Y 通道包含丰富的局部边界细节,如果直接作为引导图像,则会造成冗余信息的传输,所以必须在 Y 通道上进行平滑操作。

设 P 为 Y 通道的归一化局部对比度,表示为:

$$P = 1 - \frac{1}{\bar{m}} \sqrt{\frac{1}{N_b} \sum_{l=1}^{N_b} (m_l - \bar{m})^2} \quad (12)$$

式中: N_b 为划分子块的数量; m_l 为第 l 个子块的平均照度; $\bar{m}$ 为 Y 通道的平均照度。平滑操作由 3 个 Gaussian 滤波器的加权组合完成,导向图像 Y_f 表示为:

$$Y_f(x, y) = \sum_{k=1}^3 w_k [F_k(x, y) Y(x, y)] \quad (13)$$

式中: Y_f 为导向图像; w_k 为权重; $F_k(x, y)$ 为第 k 次 Gaussian 滤波,表示为:

$$F_k(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}c_k} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2c_k^2}\right] \quad (14)$$

式中: c_k 为尺度大小,因此,通过将引导滤波器应用于输入图像,可得到其对应的照度估计。

$$L_i(x, y) = \frac{1}{|w^{(x,y)}|} \sum_{(u,v) \in w^{(x,y)}} [a_i^{(u,v)} Y_f(x, y) + b_i^{(u,v)}] \quad (15)$$

式中: L_i 为第 i 个 $i \in (R, G, B)$ 通道的照度估计; Y_f 为输入图像的平滑 Y 通道,作为导向图像; $w^{(x,y)}$ 是一个以 (x, y) 为中心的方形窗口; $|w^{(x,y)}|$ 为 $w^{(x,y)}$ 中像素数量; $a_i^{(u,v)}$, $b_i^{(u,v)}$ 分别为线性系数,定义为:

$$a_i^{(u,v)} = \frac{\frac{1}{|w^{(u,v)}|} \sum_{(k,j) \in w^{(u,v)}} I_i(k, j) Y_f(k, j) - \mu_i^{(u,v)} \mu_Y^{(u,v)}}{(\sigma_Y^{(u,v)})^2 + \tau} \quad (16)$$

$$b_i^{(u,v)} = \mu_i^{(u,v)} - a_i^{(u,v)} \mu_Y^{(u,v)} \quad (17)$$

式中: I_i 为输入图像的第 i 个 $i \in (R, G, B)$ 。 $\mu_i^{(u,v)}$ 为在 $w^{(x,y)}$ 中 I_i 的均值。 $\mu_Y^{(u,v)}$, $\sigma_Y^{(u,v)}$ 分别为 Y_f 的均值与方差。 τ 为正则化参数。通过引导滤波器估计输入图像的照度,将 YCbCr 色彩空间中平滑的 Y 通道为引导图像,可以有效捕捉真实场景的亮度与准确计算图像照度。

2.2 反射提取与色彩修复

为了改善阴影或弱光条件下图像效果,接下来需根据 2.1 节中获取的照度估计,从图像中计算其反射率,以进行色彩修复,定义为:

$$R(x, y) = \sum_{i \in \{R, G, B\}} \log I_i(x, y) - \log L_i(x, y) \quad (18)$$

式中: $R(x, y)$ 是景物反射率的对数分布; L_i 为

输入图像的第 i 个分量 $i \in (R, G, B)$; L_i 为第 i 个 $i \in (R, G, B)$ 通道的照度估计。为了避免图像色彩缺陷问题,设计一个色彩恢复方案,为含有色彩缺陷的图像提供良好的色彩再现,其定义为:

$$R(x, y) = \sum_{i \in \{R, G, B\}} C_i(x, y) \{\log I_i(x, y) - \log L_i(x, y)\} \quad (19)$$

式中: C_i 为第 i 个通道的色彩恢复函数。

在传统的 Retinex 中,所有像素点均采用相同空域滤波模板,没有考虑失真与不同景深的局部信息的影响,增强后的图像可能会出现伪光晕现象^[14]。为了同时提供动态范围压缩和色调再现,文中设计了一种多尺度 Retinex 与色彩修复方案,利用 3 个不同尺度的 Gaussian 滤波器加权组合,执行彩色图像增强,定义为:

$$R_m = G \left\{ C_i(x, y) \left(\sum_{k=1}^3 w_k S_i, c_k(x, y) \right) + t \right\} \quad (20)$$

式中: w_k 为权重; c_k 为尺度大小; G 与 t 拉伸调整的增益和偏移量; $C_i(x, y)$ 为第 i 通道的色彩修复函数,定义如下:

$$C_i(x, y) = \beta \left\{ \log[\alpha I_i(x, y)] - \log \left[\sum_{i \in \{R, G, B\}} I_i(x, y) \right] \right\} \quad (21)$$

式中: β 为增益常数; α 为非线性控制强度。

过程需要设置较多参数,如 Gaussian 滤波器的尺度和权重,增益和偏移参数等。

2.3 后处理优化

2.2 节提出的多尺度 Retinex 与色彩修复方案具有较好的色彩动态范围压缩与细节保持能力,但是其设置的参数较多,较难获取其最优性能,因此,通过后处理优化策略,自适应地确定每个输入图像的参数,并获得更健壮的增强性能。在多尺度 Retinex 与色彩修复中最后的输出是通过一对用于对数域和显示域之间的转换增益 G 和偏移常数 t 获得,然而,这样的全局线性拉伸有时不能为感兴趣区域提供显著细节。为了解决这个问题,提出了一种由非线性拉伸和参数优化组成的自动后处理方法。具体来说,通过改进输出图像的对比度色彩值的最大化来学习拉伸参数。

2.3.1 拉伸

自然图像中像素强度值累积分布函数(CDF)的统计曲线见图 2,可以观察到,只有少数像素值处于饱和状态,大多数落在 $[R^{\text{low}}, R^{\text{high}}]$ 范围内, R^{low} , R^{high} 分别为上下饱和点。此外,饱和状态下的像素对整个图像的影响不大。为了突出图像的主要细节,利用 Gamma 校正^[15],只拉伸那些处于范围 $[R^{\text{low}}, R^{\text{high}}]$ 内的像素,表示为:

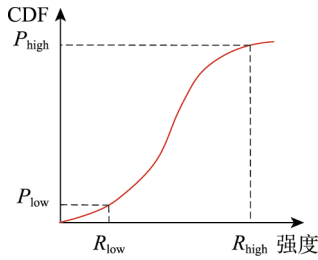


图 2 累积分布函数

Fig.2 Cumulative distribution function

$$R_i^{\text{out}} = \begin{cases} 0 & R_i(x, y) < R_i^{\text{low}} \\ 255 \left(\frac{R_i(x, y) - R_i^{\text{low}}}{R_i^{\text{high}} - R_i^{\text{low}}} \right)^{\gamma_i} & R_i^{\text{low}} \leq R_i(x, y) \leq R_i^{\text{high}} \\ 255 & R_i(x, y) > R_i^{\text{high}} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $i \in (R, G, B)$; γ_i 为 Gamma 系数; $R_i(x, y)$ 为色彩恢复后的第 i 个通道的场景反射率对数分布。当 Gamma 系数 $\gamma_i \geq 1$ 时, 产生凹函数, 因此, 图像的明亮部分被压缩, 暗部分被延伸。当 $\gamma_i < 1$ 时, 则产生相反的效果。第 i 个通道的上下饱和点 $R_i^{\text{high}}, R_i^{\text{low}}$ 计算如下:

$$R_i^{\text{high}} = \mu_i + v_a * \sigma_i \quad (23)$$

$$R_i^{\text{low}} = \mu_i - v_a * \sigma_i \quad (24)$$

式中: μ_i, σ_i 分别为第 i 通道像素强度的均值与均方差。 v_a 为一个截断因子。Gamma 系数 γ_i 与截断因子 v_a 对增强图像对比度和亮度有显著影响。为了适应不同程度的图像, 文中设计了一种自适应学习模型来确定每个图像的 γ_i 与 v_a 的最优值, 获取更好的增强质量。

2.3.2 自适应学习

人类视觉系统不仅对对比度较为敏感, 而且对颜色质量也非常敏感。对于图像质量的客观测量, 通过对比度、自然性、色度 3 个指标, 来计算 CNC (Contrast-naturalness-colorfulness) 函数值^[16], 然而, 在实际中, 对比度的测量中, 计算增强图像和输入图像的可见边缘之比时, 当图像中出现块效应或某些噪声增强时, 其效果往往不理想, 因此, 采用一个有效的客观标准来修改它。3 个索引的定义如下所述。

1) 对比度。增强图像的对比度是由熵、边缘强度和边缘像素数等性能指标来衡量的, 以类似的方式测量改进的对比指数 C_m , 定义为:

$$C_m(I) = \lg(\lg(E(I_{\text{vis}}))) \times \frac{\eta_e(I_{\text{vis}})}{M \times N} \times H(I_{\text{vis}}) \quad (25)$$

式中: η_e 为边缘数量; $H(\cdot)$ 为直方图的熵值; I 为大小为 $M \times N$ 的增强图像的灰度; I_{vis} 为 I 的可见边缘; $E(\cdot)$ 为强度之和。通过可见边缘图进行对比度测量, 更符合人类视觉。

2) 自然性。图像的自然性反映了人类感知与现实世界的对应程度。在文中, 对自然指数 (NI) 计算, 其值范围为 $[0, 1]$, NI 越接近 1, 图像的颜色变得更加自然。

3) 色度。图像的色度, 称之为色度指数 (CI), 能体现了色彩的丰富性和生动性。当 CI 在 $[20, 30]$ 范围内, 图像的颜色是适合人类视觉。

将上述 3 项指标结合形成的改进 CNC 函数 (M_{CNC}), 定义为:

$$M_{\text{CNC}} = (C_m(I)^{1/n_1} + CI(I)^{1/n_2}) + NI(I) \quad (26)$$

式中: n_1 与 n_2 为超参数^[17]。

一个高质量的图像, 一般具有高对比度、自然逼真的颜色, 符合人类的视觉, 也就是具有高的 M_{CNC} 值, 因此, 文中采用了输出图像的 M_{CNC} 函数作为目标函数, 通过优化得到最终增强图像和相应的最佳参数 (Gamma 系数 γ_i 和截断因子 v_a)。

2.3.3 优化过程

为了获得最佳参数, 文中引入 QDPSO 对式 (11) 进行优化计算。具体来说, 4 个参数作为一个粒子的 4 维位置, 首先, 根据式 (11) 中的约束, 随机初始化粒子的位置。在每个迭代, 具有最大的 M_{CNC} 值作为当前最好的一个粒子。随后, 更新所有粒子的位置, 直到满足终止准则。最后一次迭代中的当前最佳粒子是全局最优的, 其相应的增强图像最符合人类的视觉, 并作为最终增强图像输出。

3 实验与分析

3.1 实验内容

为了验证提出算法的图像增强性能, 选择 3 组低照度图像作为测试对象, 见图 3, 再利用 Matlab2012 对算法进行验证。硬件平台为: Intel I3, 2.5 GHz 四核 CPU, 4 GB ROM, Windows7 系统 PC 机。为体现提出算法的先进性, 选取文献[5]、文献[6]、文献[7]、文献[8]、文献[18]和文献[19]作为对照组。其中, 文献[18]是利用 Gaussian 和 Laplacian 金字塔来实现图像增强方法, 通过构造 3 层 Gaussian 和 Laplacian 金字塔来表示不同分辨率的图像, 再通过直方图均衡化和非锐化掩模方法, 提高了 Gaussian 和 Laplacian 金字塔中每个图像的对比度, 从而增强图像质量。文献[19]则是采用分治策略进行图像增强, 首先将源图像分解成 4 个子空间, 并分别增强对应于每个子空间的图像, 再采用梯度分布规范这些增强结果, 然后, 使用这 4 个子空间图像的加权融合重建完整图像。这 2 种技术具有良好的新颖性与代表性。通过多次试验, 试验参数设置为: $n_1 = n_2 = 5$, 局部正方形窗口的大小为 30×30 , 正则化参数为 $\tau = 0.01$ 。首先, 输出待增强

图像,利用所提算法与 4 组对照组技术,以及各自的实验参数来进行增强实验,分析对增强效果进行主观分析,同时借助评价指标进行定量衡量。该次实验过程如下所述。

1) 利用 YCbCr 色彩空间中平滑的 Y 通道为导向图像,准确计算图像照度。

2) 根据获取的照度估计,从图像中计算其反射率,再基于文中设计的多尺度 Retinex 与色彩修复算子,获取 3 个不同尺度的 Gaussian 滤波加权组合。

3) 通过非线性拉伸和参数优化组成的自动后处理方法,利用 QDPSO 进行自适应地确定每个输入图像的最佳参数。

4) 根据最佳的参数组合,在 Matlab 软件中完成彩色图像的增强,输出增强图像与对应的直方图。

5) 通过比较初始图像与增强图像的对比度、信息熵、平均梯度来评估算法的有效性与优异性。

3.2 评价指标

为评价增强后图像质量,利用主观与客观对增强结果进行衡量。主观评估是通过观察图像的对比度、色彩、亮度等,根据人眼视觉感知进行判断。客观评价是通过 3 种常用的指标:对比度(C)、信息熵(H)、平均梯度(A_G),分别表示为:

对比度(C)为明暗区域不同亮度层级统计,C 越大,图像越清晰,色彩也越鲜明,定义为^[20]:

$$C_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{n=-k}^{n=k} \sum_{m=-k}^{m=k} \|I_{i,j} - I_{i+m,j+n}\| \quad (27)$$

式中: $I_{i,j}$ 为中心像素的灰度值; N 块中像素个数。

A_G 反映了图像细节与清晰度, A_G 越大,图像越清晰,表示为^[21]:

$$A_G = \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{\Delta I_x^2(i,j) + \Delta I_y^2(i,j)}{2}} \quad (28)$$

式中: $\Delta I_x(i,j)$ 与 $\Delta I_y(i,j)$ 为图像 x,y 的差分值。

信息熵 H 是图像信息量的数目,可反映色彩的丰富度, H 越大,则表示图像细节越丰富, H 定义为^[22]:

$$H = -\sum_{k=0}^M p(k) \log_2 p(k) \quad (29)$$

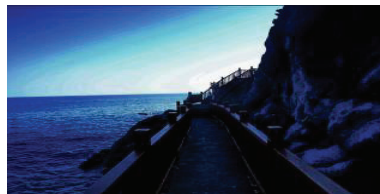
式中: $p(k)$ 为灰度为 k 的概率; M 为最大灰度级。

3.3 增强结果

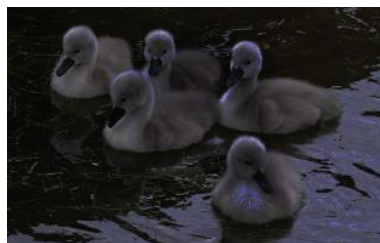
3 幅待增强的图像见图 3,图像整体对比度与亮度偏低,细节信息无法清楚显示出来,视觉效果不佳。对此,利用文中算法对图 3 中的图像进行增强,同时利用文献[5],文献[6],文献[7],文献[8]、文献[9]、文献[10]作对比。在文中算法中,首先通过引导滤波器估计输入图像的照度,利用 YCbCr 色彩空间中平滑的 Y 通道为导向图像,再根据照度估计,提取图像景物的反射率。通过利用 3 个不同尺度的 Gaussian 滤波加权组合,以及利用 QDPSO 进行自适应地确定



a 测试对象 1



b 测试对象 2



c 测试对象 3

图 3 测试图像

Fig.3 Test image

每个输入图像的最佳参数,对输入彩色图像进行增强。为了较好显示不同算法得到的增强图像的效果,统计了每幅图的直方图分布情况。根据图 4—6 中的增强结果可看出,文献[5]算法得到的图像提高了整体的对比度与亮度,但是其增强了背景对比度,且一些局部细节信息没有得到很好保留,出现了过度增强作用。文献[6]中提高了对比度与亮度,较好地改善了阴影区的细节与纹理显示,但是,对在增强的同时,也使图像的高亮区进行了扩张,同时也放大了噪声,造成了局部亮度增强过度,出现了光晕。文献[7]、文献[8]中改善了对比度与亮度,提高了整体的视觉效果,但是,细节信息增强不明显,色彩出现了失真。文献[9]、文献[10]中改善了源图像视觉效果,但是某些局部细节信息丢失,出现了过度增强和增强不足现象。从文中算法得到的 3 幅增强图像中可看出,其很好地改善了对比度与亮度。在增强的过程中也充分抑制了噪声与背景信息,避免了过度增强作用,无光晕效应,增强后的图像色度与饱和度逼真,细节与纹理丰富,具有良好的视觉效果,见图 4h、图 5h、图 6h。主要是因为文中增强算法在照度估计中通过 YCbCr 色彩空间中平滑的 Y 通道为导向图像,有效捕捉了真实场景的照度,能更准确计算图像照度。并利用设计的多尺度 Retinex 与色彩修复算子,通过 3 个不同尺度的 Gaussian 滤波器加权组合,进行彩色图像增强,而且通过非线性拉伸和参数优化组成的自动后处理方法,

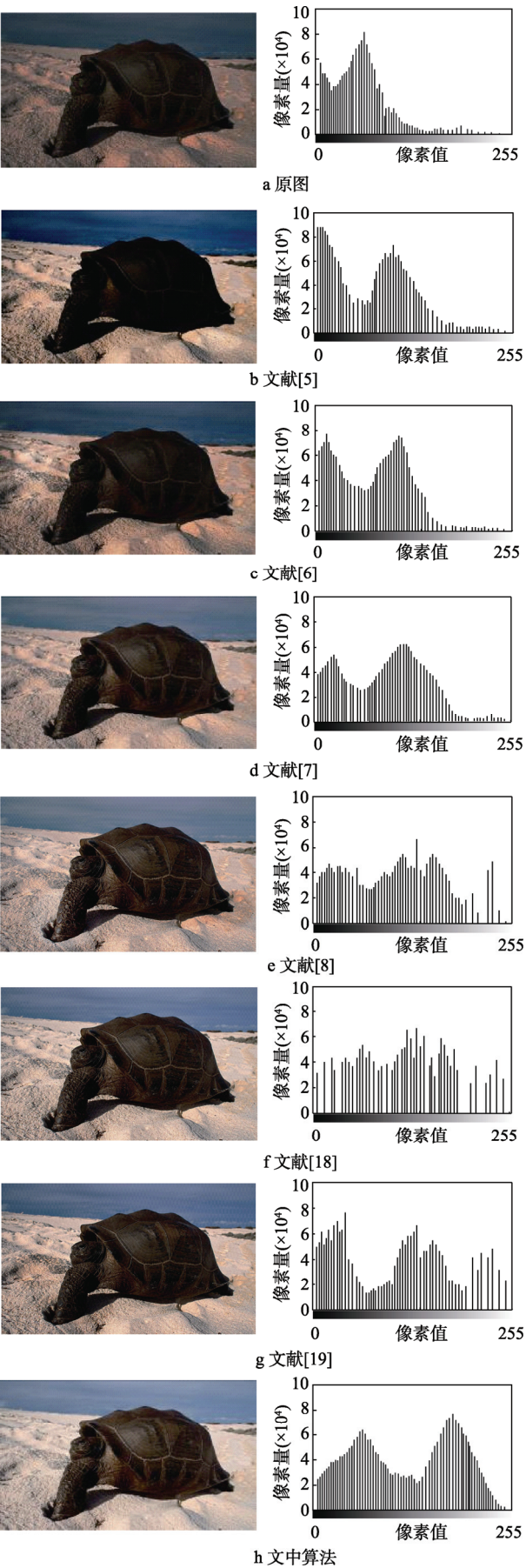


图 4 测试 1 图像增强结果
Fig.4 Test 1 image enhancement results

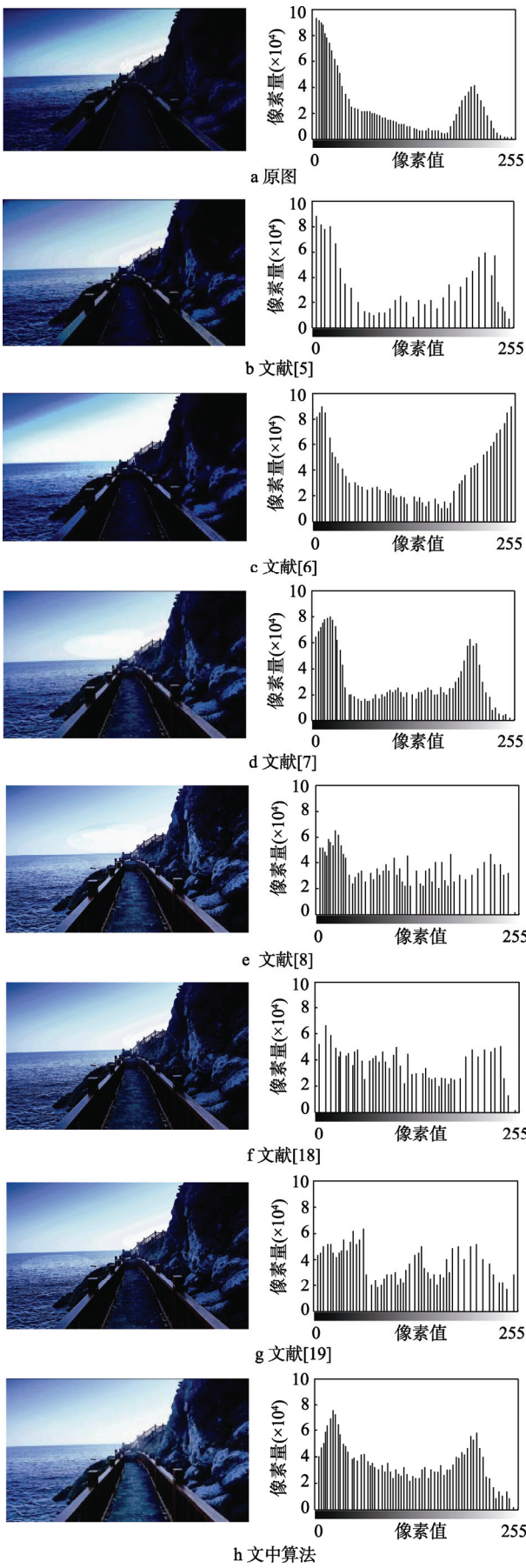


图 5 测试 2 图像增强结果
Fig.5 Test 2 image enhancement results

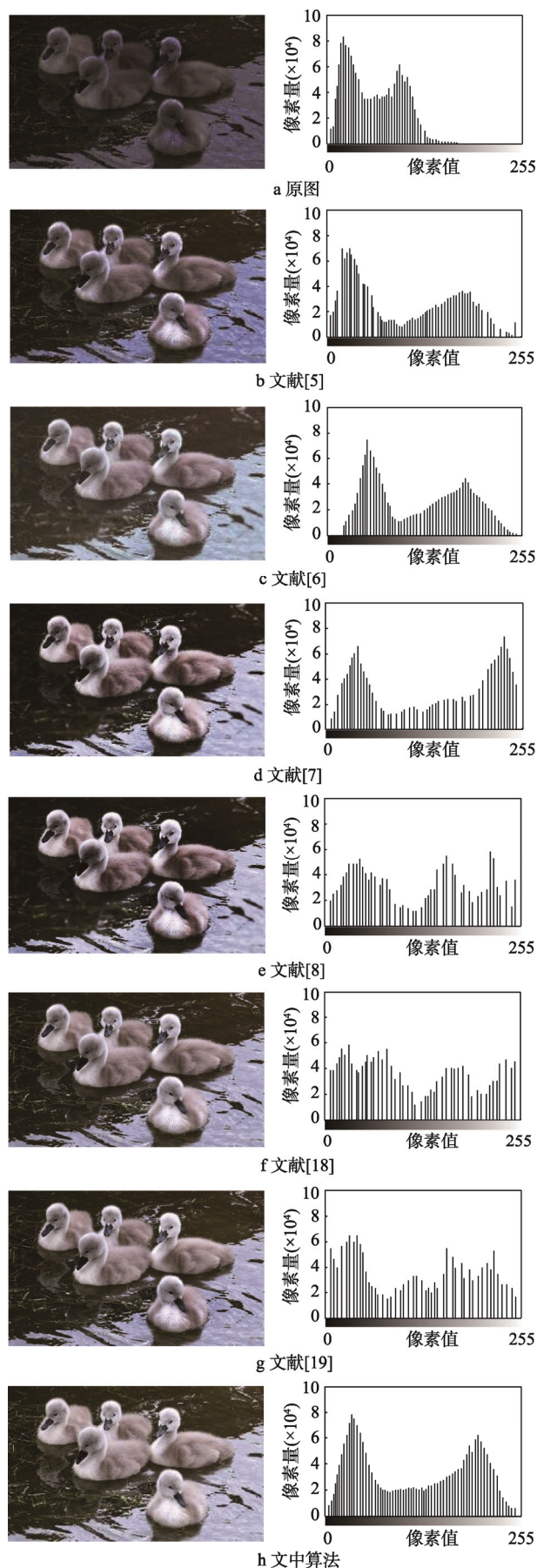


图 6 测试 3 图像增强结果
Fig.6 Test 3 image enhancement results

探索一种学习策略,利用 QDPSO 进行自适应地确定每个输入图像的最佳参数,降低噪声影响,获取更好的增强效果。文献[5]中 HE 算子在处理中选择所有信息,增强背景的对比度。HE 在对灰度级拉伸与合并过程中,使平均亮度发生改变,丢失了一些细节,且在高频分量中易产生过度增强,易导致光晕。文献[6]中采用的局部梯度场均衡化在增强的同时,使图像的高亮区也进行了扩张,放大了噪声,造成了局部亮度增强过度,影响了增强效果。文献[7]中基于 Retinex 无法获取邻域信息,对全局性较差,且 Retinex 没有考虑失真与不同景深的局部信息,使得色彩与细节无法同时增强。文献[8]则是利用直方图均衡方法与最大化对比度熵分别对小波分解后的低频、高频系数进行增强,可较好保持平均亮度与对比度,但是,直方图均衡化技术在高频分量中易产生过度增强,使其出现视觉失真现象。文献[18]算法是通过直方图均衡化和非锐化掩模方法来实现图像增强,但是其通过采样与分层处理,下取样易丢失图像的信息,使其增强效果有待提高。文献[19]技术是将图像分解成 4 个子空间,通过分治策略,分别增强对应于每个子空间的图像,再根据这 4 个子空间图像的加权融合重建完整图像,但是加权融合过程中,不能有效地根据图像成分的重要性来有效地用于图像增强,易导致局部过增强或增强不足。

表 1—3 分别给出了测试 1、测试 2、测试 3 中增强图像的客观评价测量值。从 3 个表中看出,文中算法得到的增强图像中对比度、平均梯度、信息熵相对其他方案有一定的提高。从对比度中表示了文中算法增强图像更清晰醒目,色彩更鲜艳。例如,对于图 4 而言,利用所提算法对其完成增强后,其对比度、平均梯度以及信息熵分别为 30.15、10.26 和 6.25;文献[5]的对比度、平均梯度以及信息熵分别为 19.55、7.61 和 4.69。文献[6]的对比度、平均梯度以及信息熵分别为 25.36、8.59 和 5.28。文献[7]的对比度、平均梯度以及信息熵分别为 28.88、9.11 和 5.46。文献[8]的对比度、平均梯度以及信息熵分别为 29.10、9.16 和 5.42。文献[18]的对比度、平均梯度以及信息熵分别为 27.36、9.25 和 5.54。文献[19]的对比度、平均梯度以及信息熵分别为 29.34、9.36 和 5.63。相对于文献[5—8],以及文献[18]和文献[19]而言,所提算法的增强图像的对比度分别提高了 54.2%、18.89%、4.4%、3.6%、3.86%、2.76%;平均梯度分别提高了 34.98%、19.44%、12.62%、12%、10.92%、9.61%;信息熵分别提高了 33.26%、18.37%、14.47%、15.31%、12.81%、11.01%。根据表 1—3 得到的数据也印证了图 4—6 的实验结果。

此外,对运行时间统计,结果见表 1—3。从运行时间上看,文中算法耗时为 0.7 s 左右,相对比文

献[5]长,但是,比文献[6]、文献[7]、文献[8]、文献[18]、文献[19]时间较短。主要是文中算法采用了 QDPSO 进行优化,能有效减少迭代次数,从而提高了效率。主要是文献[5]算法采用了 HE 技术,其算法较简单,实时性较好,但其算法增强性能还有待提高。文献[6]中由于需计算每个像素的梯度场,耗时较长。文献[7]算法中采用的全变分平滑算子,需要分解与重构过程,因此耗时也相对较多。文献[8]中需要对 2 个直方图进行均衡化,增加了计算成本。文献[18]其需要通过采样与分层处理,计算成本较高。文献[19]中将源图像分解成 4 个子空间,并分别增强对应于每个子空间的图像,计算量较大。

表 1 测试 1 结果客观评价
Tab.1 Objective evaluation on results of test 1

算法	对比度	平均梯度	信息熵	t/s
文献[5]	19.55	7.61	4.69	0.36
文献[6]	25.36	8.59	5.28	1.95
文献[7]	28.88	9.11	5.46	1.63
文献[8]	29.10	9.16	5.42	1.31
文献[18]	29.03	9.25	5.54	6.32
文献[19]	29.34	9.36	5.63	2.23
文中算法	30.15	10.26	6.25	0.59

表 2 测试 2 结果客观评价
Tab.2 Objective evaluation on results of test 2

算法	对比度	平均梯度	信息熵	t/s
文献[5]	18.28	7.26	4.89	0.41
文献[6]	24.81	8.32	5.14	2.02
文献[7]	26.25	8.86	5.26	1.66
文献[8]	27.13	8.96	5.31	1.25
文献[18]	27.36	9.23	5.63	6.25
文献[19]	27.85	9.15	5.41	2.19
文中算法	29.36	9.80	6.04	0.72

表 3 测试 3 结果客观评价
Tab.3 Objective evaluation on results of test 3

算法	对比度	平均梯度	信息熵	t/s
文献[5]	18.11	7.13	4.41	0.44
文献[6]	23.87	8.14	4.85	2.21
文献[7]	25.66	8.65	5.15	1.67
文献[8]	25.48	8.62	5.12	1.39
文献[18]	26.39	8.88	5.32	6.31
文献[19]	26.15	8.91	5.29	2.18
文中算法	29.32	9.62	5.83	0.74

通过上述测试实验数据可知,所提算法具有更好的增强效果,具有保存大部分细节的能力,不仅改善了对比度与亮度,而且在增强的过程中也能很好地抑制了噪声与背景信息,避免了过度增强,而且不存在

光晕效应,使得输出图像的色度与饱和度更为逼真,细节与纹理丰富,具有良好的视觉效果,解决了对照组技术增强过程中的不足。此外,所提增强算法也具备较高的效率,除了低于文献[5]之外,均要高于文献[6]、文献[7]、文献[8]、文献[18]、文献[19]。

4 结语

文中提出了同态滤波耦合后处理优化的图像增强方案。传统 Retinex 中无法获取多邻域信息,存在的全局性较差的问题,在图像增强算法中无法较好实现细节与亮度改善,易产生伪光晕与噪声放大。文中采用引导滤波,将 YCbCr 色彩空间中平滑的 Y 通道为导向图像,可有效完成输入图像的亮度。为了完成动态范围压缩和色调改善,通过 3 种不同尺度的 Gaussian 滤波器加权组合,定义了多尺度 Retinex 与色彩修复方法,对彩色完成图像增强。为了改善增强图像的视觉效果,考虑对比度-自然性-色度三者之间的相互关系,定义了非线性拉伸与参数优化组成的优化方案,通过 QDPSO 对参数计算,从而提高了增强图像的质量,避免了过度增强与伪光晕现象。通过实验证明了提出的方法可有效提高黑暗与低光照等退化图像质量。

参考文献:

- [1] MA J, ZOU C M, JIN X L. An Improved Image Enhancement Algorithm[J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2017, 22(1): 85—92.
- [2] 刘苏阳. 图像增强技术在印刷品质量检测上的应用研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2015.
LIU Su-yang. Application of Image Enhancement Technology in Printing Quality Inspection[D]. Tianjin: Tianjin University of Science and Technology, 2015.
- [3] 赵晓霞, 王明泉, 李高量. 一种基于偏微分方程的 PCB 图像增强方法[J]. 电视技术, 2014, 36(3): 11—14.
ZHAO Xiao-xia, WANG Ming-quan, LI Gao-liang. PCB Image Enhancement Method Based on PDE[J]. Video Technology, 2014, 36(3): 11—14.
- [4] GUPTA S, GUPTA R, SINGLA C. Analysis of Image Enhancement Techniques For Astrocytoma MRI Images[J]. International Journal of Information Technology, 2017, 9(3): 311—319.
- [5] 崔旭东, 杨有. 结合 HE 和改进 MSRCR 的交通雾霾图像增强[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2017, 34(6): 1—6.
CUI Xu-dong, YANG You. Traffic Images Enhancement Combining HE and Improving MSRCR[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2017, 34(6): 1—6.

- [6] 董丽丽, 丁畅, 许文海. 基于局部梯度场均衡化的图像增强方法[J]. 光电子光, 2016, 27(5): 557—565.
DONG Li-li, DING Chang, XU Wen-hai. An Image Enhancement Method Based on Local Gradient Field Equals Zation[J]. Journal of Optoelectronics-Laser, 2016, 27(5): 557—565.
- [7] GU Z F, JU M Y, ZHANG D Y. A Novel Retinex Image Enhancement Approach via Brightness Channel Prior and Change of Detail Prior[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27(2): 234—242.
- [8] SE E K, JONG J J. Image Contrast Enhancement Using Entropy Scaling in Wavelet Domain[J]. Signal Processing, 2016, 127(1): 1—11.
- [9] 田小平, 程新, 吴成茂. 基于同态滤波的彩色图像增强[J]. 西安邮电大学学报, 2015, 20(6): 51—55.
TIAN Xiao-ping, CHENG Xin, WU Cheng-mao. Color Image Enhancement Method Based on Homomorphic Filtering[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2015, 20(6): 51—55.
- [10] 徐黎明, 吕继东. 基于同态滤波和 K 均值聚类算法的杨梅图像分割[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 202—208.
XU Li-ming, LYU Ji-dong. Bayberry Image Segmentation Based on Homomorphic Filtering and K-means Clustering Algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(14): 202—208.
- [11] 周冰, 李聪, 邓娟. PSO 约束优化耦合直方图均衡化的图像增强算法[J]. 现代电子技术, 2016, 39(15): 32—37.
ZHOU Bing, LI Cong, DENG Juan. Image Enhancement Algorithm Based on PSO Constraint Optimization and Histogram Equalization[J]. Modern Electronics Technique, 2016, 39(15): 32—37.
- [12] 陈志国, 傅毅, 孙俊. 群体智能算法的遥感图像处理研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(8): 2538—2541.
CHEN Zhi-guo, FU Yi, SUN Jun. Research on Swarm Intelligence Algorithm for Remote Sensing Image Processing[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(8): 2538—2541.
- [13] LIU S Q, SHI M Z, ZHU Z H. Image Fusion Based on Complex-shearlet Domain with Guided Filtering[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2017, 28(1): 207—224.
- [14] MA J X, FAN X N, NI J J. Multi-scale Retinex with Color Restoration Image Enhancement Based on Gaussian Filtering and Guided Filtering[J]. International Journal of Modern Physics B, 2017, 31(16): 1744—1747.
- [15] 崔艳军, 张文峰, 李建欣. 条纹投影三维测量的 Gamma 畸变校正方法[J]. 光学学报, 2015, 35(1): 161—170.
CUI Yan-jun, ZHANG Wen-feng, LI Jian-xin. A Method of Gamma Correction in Fringe Projection Measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 161—170.
- [16] 王一帆. 基于 Retinex 的自适应图像增强算法[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
WANG Yi-fan. Image Enhancement Based on the Retinex Theory[J]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
- [17] GUO F, TANG J, CAI Z X. Objective Measurement for Image Defogging Algorithms[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(3): 272—286.
- [18] PRIYADHARSINI R, SHARMILA T S. Acoustic Image Enhancement Using Gaussian and Laplacian Pyramid-A Multiresolution Based Technique[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(5): 5547—5561.
- [19] ZHUANG P X, FU X Y, HUANG Y. Image Enhancement Using Divide-and-conquer Strategy[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2017, 45(6): 137—146.
- [20] 陈炳权, 刘宏立. 基于全变分 Retinex 及梯度域的雾天图像增强算法[J]. 通信学报, 2014, 35(6): 139—147.
CHEN Bing-quan, LIU Hong-li. Algorithm for Foggy Image Enhancement Based on the Total Variational Retinex and Gradient Domain[J]. Journal on Communications, 2014, 35(6): 139—147.
- [21] THOMAS M, WANG K. Regularized Dual Averaging Image Reconstruction for Full-Wave Ultrasound Computed Tomography[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 2017, 64(5): 811—825.
- [22] 樊晓婷, 马巧梅, 陈够喜. 信息熵和差分激励融合的图像拼接检测[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(1): 37—41.
FAN Xiao-ting, MA Qiao-mei, CHEN Gou-xi. Image Splicing Detection of Information Entropy and Difference Incentive fusion[J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(1): 37—41.